

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL  
Majandusteaduskond  
Majandusanalüüsi ja rahanduse instituut

Maksim Miruškov

**ANALÜÜTIKUTE KASUMIPROGNOOSIDE TÄPSUS NASDAQ  
OMX BALTIKUMI JA NASDAQ OMX PÕHJAMAAL  
BÖRSIDEL NOTEERITUD ETTEVÕTETE KONTEKSTIS**

Magistritöö

Ärerahanduse ja majandusarvestuse õppekava, ärirahanduse peeriala

Juhendaja: dotsent Laivi Laidroo

Tallinn 2018

Deklareerin, et olen koostanud töö iseseisvalt ja olen viidanud kõikidele töö koostamisel kasutatud teiste autorite töödele, olulistele seisukohtadele ja andmetele, ning ei ole esitanud sama tööd varasemalt ainepunktide saamiseks. Töö pikkuseks on 12761 sõna sissejuhatusest kuni kokkuvõtte lõpuni.

Maksim Miruškov .....

(allkiri, kuupäev)

Üliõpilase kood: 163656 TARM

Üliõpilase e-posti aadress: max.mirushkov@gmail.com

Juhendaja: dotsent Laivi Laidroo:

Töö vastab kehtivatele nõuetele

.....

(allkiri, kuupäev)

Kaitsmiskomisjoni esimees:

Lubatud kaitsmisele

.....

(nimi, allkiri, kuupäev)

# SISUKORD

LÜHIKOKKUVÕTE.....	5
SISSEJUHATUS.....	6
1. AKTSIA HINNA PROGNOOSIMINE JA ANALÜÜTIKUTE ROLL.....	9
1.1. Aktsia hinna prognoosimine ja selle olulisus.....	9
1.2. Analüütikute prognoose puudutavad teoreetilised mudelid.....	14
1.3. Analüütikute kasumiprognose puudutavad empiirilised uurimused .....	18
1.3.1. Analüütikute kasumiprognoside täpsuse mõjutegurid.....	19
1.3.2. Analüütikute kasumiprognoside võrdlus aegriidade mudelite põhjal saadud kasumiprognosidega.....	21
2. ANDMED JA METOODIKA .....	27
2.1. Kasutatavad andmed.....	27
2.2. Analüütikute kasumiprognoside täpsuse hindamine .....	29
2.3. Analüütikute kasumiprognoside täpsuse ja ettevõtte katmise seose hindamine .....	32
3. TULEMUSED JA JÄRELDUSED.....	35
3.1. Analüütikute kasumiprognoside täpsus .....	35
3.1.1. Analüütikute kasumiprognoside täpsus NASDAQ OMX Baltikumi börsidel .....	36
3.1.2. Analüütikute kasumiprognoside täpsus NASDAQ OMX Põhjamaade börsidel .....	39
3.2. Kasumiprognoside täpsuse seosed analüütikutepoolse ettevõtete katmise sagedusega ... .....	41
3.3. Järeldused.....	46
KOKKUVÕTE.....	50
VIIDATUD ALLIKAD .....	53
SUMMARY .....	57

LISAD.....	60
Lisa 1. Kogu valimi kirjeldav statistika prognoosivea näitaja kohta.....	60
Lisa 2. Kogu valimi kirjeldav statistika suhtelise prognooside täpsuse näitaja kohta.....	61
Lisa 3. Põhjamaade riikide valimi kirjeldav statistika prognoosivea näitaja kohta.....	62
Lisa 4. Põhjamaade riikide valimi kirjeldav statistika suhtelise prognooside täpsuse näitaja kohta .....	63
Lisa 5. Baltikumi riikide valimi kirjeldav statistika prognoosivea näitaja kohta.....	64
Lisa 6. Baltikumi riikide valimi kirjeldav statistika suhtelise prognooside täpsuse näitaja kohta .....	65

## LÜHIKOKKUVÕTE

Käesoleva magistritöö eesmärk on hinnata kas ja mil määral on analüütikute kasumiprognosid täpsemad kui naiivse juhusliku ekslemise mudeli abil koostatud kasumiprognosid NASDAQ OMX Baltikumi ja NASDAQ OMX Põhjamaade börsidel noteeritud ettevõtete kontekstis. Töös võrreldakse analüütikute ja naiivse juhusliku ekslemise mudeli prognooside täpsust lühiajaliste (kuni 1 aasta ette) ning pikaajaliste (2-3 aastat ette) prognooside kontekstis perioodil 2000-2014. Analüüsitava valim katab 686 ettevõtet ning kogu valimi vaatluste arv on ligi 14300 (näitaja varieerub sõltuvalt prognoosi horisondist ning on jaotatud neljaks grupiks lähtuvalt prognooside horisondi pikkusest). Prognooside täpsuse testimiseks kasutatakse Wilcoxon testi ja tavalisi t-teste. Regressioonmudeliga testitakse informatiivsuse mahtu analüütikute ja naiivse juhusliku ekslemise mudeli prognoosides ning selle seost analüütikutepoolse katmisaktiivsusega.

Töö tulemused näitavad, et nii Baltikumis kui Põhjamaades on analüütikute lühiajalised prognoosid täpsemad kui naiivse juhusliku ekslemise mudeli abil koostatud lühiajalised prognoosid. Pikaajaliste prognooside osas on tulemused vastuolulised. Oli leitud, et prognoosimise horisondi pikenedes analüütikute ja aegrea mudeli prognooside täpsuse vahe järjepidevalt väheneb. Iga uuritud prognoosimishorisondi puhul ettevõtete aktiivsemal analüütikutepoolisel katmisel analüütikute prognoosid alati täpsemad kui hõredama katmisaktiivsuse korral. Seejuures aktiivsema katmissageduse korral on analüütikute prognooside informatiivsus ettevõtte tulevase kasumlikkuse kohta alati suurem kui hõredama katmissageduste korral. Prognoosimishorisondi pikenedes analüütikute poolt koostatud prognooside informatiivsuse maht väheneb.

Töö tulemused on vaid osaliselt kooskõlas varasemalt läbi viidud uuringutega. Ühtlasi võib töö tulemusena väita, et analüütikute roll kasumi prognoosijatena on jätkuvalt oluline, seda eriti lühiajaliste prognooside perspektiivis, kuid ka aegridade abil koostatud prognoosid väärivad huvitatud tähelepanu.

Võtmesõnad: kasumiprognosid täpsus, analüütikud, naiivne juhusliku ekslemise mudel.

## SISSEJUHATUS

Analüütikute kasumiprognoside täpsuse küsimust on uuritud juba aastakümneid. Uurimuste alguspunktiks võib lugeda Ball ja Brown (1968) uurimustööd, mille raames uuriti seost ettevõtte raporteeritud puhaskasumi ja aktsiahinna reaktsiooni vahel. Seejärel tekkis kõrgendatud huvi mõistmaks kuivõrd täpsed on analüütikute kasumiprognosid. Praeguseks on kirjutatud märkimisväärne hulk teadusartikleid selgitamaks kas analüütikud suudavad stabiilselt ja täpselt prognoosida ettevõtte tulevast kasumit. Samuti uuritakse aktiivselt kas analüütikute prognoosid on täpsemad kui aegridade mudelite abil koostatud kasumiprognosid. Siiani on saadud väga erinevaid tulemusi. Mõnede uurimuste autorid jõuavad järeldusele, et analüütikute informatsiooniline ning ajaline eelis on niivõrd tugev, et ükski aegrea mudel pole suuteline tegema analüütikust täpsemat prognoosi (Brown *et al.* 1987; Fried, Givoly 1982; Hutton *et al.* 2012). Teised aga leiavad, et analüütikutele on kombeks eksida prognoosidega kognitiivsete probleemide tõttu, eriti kui tehakse prognoose pikas horisondis (näiteks üle 2 aasta) ning hõredama analüütikute katmisega ettevõtete puhul (Easton, Sommers 2007; Lacina *et al.* 2011).

Eeldada võib, et eelnevalt kirjeldatud vastuolulised tulemused võivad olla sõltuvuses sellest, milliseid ettevõtteid ning milliseid börse uuritakse. Autorile teadaolevalt on aegridade mudelite täpsust tänaseks päevaks uuritud spetsiifilises kontekstis NASDAQ OMX Baltikumi börsidel ainult Grigaliūnienė (2013) poolt, kuid antud probleemi ei ole varem uuritud NASDAQ OMX Põhjamaade börsidel. Samuti on tänaseks päevaks uuritud analüütikute investeerimissoovitusi järgivaid investeerimisstrateegiaid Baltikumi börsidel (Kaevats 2013). Eesti kontekstis on tänaseks päevaks uuritud ka aktsiaanalüütikute prognooside täpsust ja seda mõjutavaid tegureid (Vaarmets 2010). Käesoleva magistr töö kirjutamise vajalikkus tuleneb eelkõige sellest, et analüütikute prognoose kasutab erinevate eesmärkide saavutamiseks üsna lai auditoorium – nii investorid investeerimisotsuste tegemise protsessi raames, kui muud huvigrupid (näiteks teadlased oma teadustööde raames). Selles kontekstis on oluline mõista kuivõrd väärtuslikuks saab analüütikute kasumiprognose pidada ja kas on õigustatud analüütikute kasumiprognoside interpreteerimine kapitaliturgude ootustena.

Käesoleva magistritöö eesmärgiks on hinnata kas ja mil määral on analüütikute kasumiprognosisid täpsemad kui naiivse juhusliku ekslemise mudeli abil koostatud kasumiprognosisid NASDAQ OMX Baltikumi ja NASDAQ OMX Põhjamaade börsidel noteeritud ettevõtete kontekstis. Püstitatud eesmärgist lähtuvalt otsitakse käesoleva magistritöö raames vastuseid järgnevatele uurimisküsimustele:

- Kas lühiajalised analüütikute kasumiprognosisid on täpsemad, kui naiivse juhusliku ekslemise mudeli kasutamisel saadud kasumiprognosisid? Millisel määral?
- Kas pikaajalised analüütikute kasumiprognosisid on täpsemad, kui naiivse juhusliku ekslemise mudeli kasutamisel saadud kasumiprognosisid? Millisel määral?
- Kas analüütikutepoolse ettevõtte katmissageduse ja analüütikute prognooside täpsuse vahel on olemas statistiliselt oluline seos?

Käesoleva magistritöö raames kasutatakse andmete kogumiseks Thomson Reuters Eikon andmebaasi. Töö valim koosneb perioodil 2000-2014 Põhjamaade ja Baltikumi börsidel noteeritud ettevõtetest. Esialgne valim koosneb kokku 1485 ettevõttest, millede prognoosisid jaotatakse hiljem neljaks grupiks. Lõplikus valimis on 686 ettevõtte andmed. Nende gruppide moodustamise aluseks on see kuivõrd pikaks ajahorisondiks on tehtud prognoosisid ettevõtte kasumi kohta. Käesoleva töö raames vaadeldakse nii lühi-, kui pikaajalisi prognoose. Lühiajalised prognoosisid on antud töös defineeritud kui prognoosisid, mis on tehtud vaadeldava aasta lõpuks ning eesoleva aasta lõpuks (vastavalt T+0 ja T+1). Pikaajalisteks prognoosideks on loetud kõik sellised prognoosisid, mis on tehtud ülejäärgmise aasta kohta ning kolm aastat ette (ehk T+2 ja T+3) alates vastavast baasaastast. Analüüsitud alamvalimid on jaotatud järgnevalt: 4862 vaatlust T+0 prognoosidega, 4334 vaatlust T+1 prognoosidega, 3752 vaatlust T+2 prognoosidega ning 1321 vaatlust T+3 prognoosidega.

Analüütikute ning kasutatud naiivse juhusliku ekslemise mudeli prognooside täpsuse võrdlemiseks kasutatakse kaht alternatiivset lähenemist – prognoosi viga, mis on kohandatud realiseeritud kasumiga aktsia kohta, ning suhtelist prognoosi täpsuse meetodit. Kasutatud lähenemised on erinevad, kuid mõlemat võib kasutada, et võrrelda kahe grupi prognooside täpsust omavahel. Ökonomeetriliste testidena kasutatakse Wilcoxon-i testi (prognoosi vea hindamisel) ning tavalist t-testi (suhtelise prognoosi täpsuse hindamisel). Analüüsi viimases osas testitakse regressioonanalüüsi abil, et kas kõrgema sagedusega ettevõtte katmine analüütikute poolt mõjutab kuidagi kasumiprognosiside täpsust. Kasutatud regressioonimudel sisaldab endas ka fiktiivseid muutujaid uuritavate riikide kohta selleks, et võrrelda kuivõrd erineb kasutatud naiivse juhusliku ekslemise mudeli täpsus riigiti.

Käesolev magistritöö on jaotatud kolmeks peatükis. Esimese peatüki raames esitatakse magistritöö teoreetiline ja empiiriline taust. Esimene peatükk on omakorda jaotatud kolmeks alapeatükiks. Esimeses alapeatükis käsitletakse aktsia hinna prognoosimise võimalusi, kirjeldatakse prognoosimise rolli ja olulisust kaasaegsetel finantsturgudel ning vaadeldakse analüütikute rolli kogu prognooside koostamise ja levitamise protsessi raames. Sellele järgnevas alapeatükis vaadeldakse analüütikute prognoose puudutavaid teoreetilisi mudeleid – neid, mis selgitavad analüütiku prognoosi koostamise mehhanismi, seal esinevaid vigu ning erinevaid käitumuslikke aspekte, mis võivad ka selgitada prognooside koostamist analüütikute poolt. Kolmanda alapeatüki raames käsitletakse peamiselt analüütikute kasumiprognoside täpsuse mõjutegureid nagu erinevate spetsiifiliste oskuste mõjurid, prognooside horisondi pikkus jms. Lõpetuseks tehakse ülevaade tänaseks päevaks läbi viidud uurimuste kohta, millede raames on uuritud analüütikute kasumiprognoside täpsust aegridade mudelite abil koostatud kasumiprognoside täpsusega.

Töö teises peatükis tutvustatakse andmeid ja meetodeid, mida kasutatakse selleks, et viia läbi vajalikud statistilised ja ökonomeetrilised testid. Neid kirjeldati lähemalt eelnevalt.

Magistritöö viimane peatükk on jaotatud omakorda kolmeks alapeatükiks. Esimese alapeatüki raames kirjeldatakse tulemusi Baltikumi börsidel noteeritud ettevõtetega valimites. Teise alapeatüki raames kirjeldatakse tulemusi Põhjamaade börsidel noteeritud ettevõtetega valimites. Kolmanda alapeatüki raames kirjeldatakse tulemusi, mis puudutavad kasumiprognoside täpsuse seost analüütikute poolse ettevõtte katmise sagedusega.



# 1. AKTSIA HINNA PROGNOOSIMINE JA ANALÜÜTIKUTE ROLL

## 1.1. Aktsia hinna prognoosimine ja selle olulisus

Aktsiate hindade prognoosimine on olnud ajalooliselt investoritele, finantsspetsialistidele ning ka üldiselt finantsvaldkonnas huvitatud isikutele huvipakkuv tegevus. Seda peamiselt põhjusel, et täpse hinna prognoosimise tulemusel avaneb investoril võimalus suurendada oma investeerimisportfelli tootlust. Viimane olukord leiab aset peamiselt põhjusel, et õigesti seatud sihthinna tulemusel õnnestub eristada potentsiaalseid tulutootvaid investeringuid nendest, milledesse investeerimine võib investeeritud kapitali vähendada. Seda kinnitab Barber *et al.* (2001) uurimus, mis näitab, et finantsanalüütikute soovitude järgimine (peamiselt konsensuse soovitude järgimine) osutub investorite jaoks parimaks alternatiiviks võrreldes investeerimissoovituse ignoreerimisega.

Aktsiate hinna prognoosimise baasteooriaks võib pidada Fama (1970) poolt välja pakutud käsitlust kapitaliturgude efektiivsuse kohta. Selle käsitluse kohaselt on olemas kolm kapitalituru efektiivsuse taset sõltuvalt informatsiooni vastuvõtmise kiirusest ning selle rakendamise efektiivsusest väärtpaberite hindades (*Ibid.* 1970):

1. Nõrk efektiivsuse vorm (*weak form*) – informatsiooni maht on piiratud ainult ajalooliste väärtpaberite hindadega, st väärtpaberite hetkehinnad peegeldavad täielikult väärtpaberi hinda minevikus.
2. Pool-tugev efektiivsuse vorm (*semi-strong form*) – põhineb eeldusel, et väärtpaberi hetkehind peegeldab kogu avalikult kättesaadavat informatsiooni antud väärtpaberi kohta (näit. dividendimäär, dividendide väljamaksmise ajalugu, ettevõtte finantstulemused jms).
3. Tugev vorm (*strong form*) – väärtpaberi hind peegeldab kogu informatsiooni selle väärtpaberi kohta (nii avalikku, kui ka privaatset informatsiooni, mis oma olemuselt peaks olema kättesaadav ainult siseinfo valdajale).

Reaalsuses on tihtipeale võimalik puutuda kokku olukorraga, kus informatsiooni vastuvõtmine, analüüsimine ja selle integreerimine aktsia hinda ei ole niivõrd lihtne ja kiire, mis omakorda viitab sellele, et turgudel esineb senini ebaefektiivsuse märke (Yen, Lee 2008). Ühe põhjusena, miks turud ei toimi alati efektiivselt, on näiteks see, et nii informatsiooni kättesaadavus, kui ka tehingukulud erinevad turgude vahel oluliselt. Kulude tõttu jäävad mõned tehingud tegemata ja kogu kättesaadav informatsioon ei saagi aktsia hinnas kajastuda. Selline ebaefektiivsus valitseb seni, kui turult on täielikult kaotatud informatsiooni asümmeetria (Fama 1970).

Aktsia hinna prognoosimisest rääkides puudutatakse mitut erinevat võimalust prognooside tegemiseks. Fama (1965) toob välja kaks peamist prognoosimise käsitlust – tehniline ning fundamentaalne käsitlus. Tehnilist käsitlust võib nimetada ka „graafiliseks käsitluseks“. Selle kohaselt kipuvad hinnad aja möödudes oma eelnevaid arengusuundi kordama läbi tsüklilise mustri tekitamise. Seega üritavad tehnilist lähenemist kasutavad analüütikud prognoosida tulevast aktsiahinda ajaloolise aktsiahinna liikumise baasil. Ajalooliselt on tehnilise analüüsi kasutamise edukuses kaheldud, kuna selle meetodi kohaselt on kõik tulevased hinnamuutused tugevas seoses ajalooliste hinnamuutustega, mille võimekus selgitada aktsiahinna liikumist on piiratud. Sel põhjusel on tehniline lähenemine aktsiahinna prognoosimisel üldjuhul harvemini esinev, kui järgnevalt kirjeldatud fundamentaalne käsitlus. (*Ibid.*)

Fundamentaalse analüüsi kohaselt omab aktsia igal hetkel mingit sisemist väärtust, mis tuleneb ettevõtte võimekusest teenida kasumit tulevikus ja seeläbi pakkuda investori poolt tehtud investeeringule positiivset tootlust (Fama 1965). Oma töös toob Fama (*Ibid.*) välja, et ettevõtte võimekus kasumit teenida tuleneb juhtkonna töö kvaliteedist, majanduse olukorrast, konkreetse majandusharu seisust ja muudest olulistest aspektidest. Sellest lähtuvalt tuleb analüütikul hinnata ettevõtte fundamentaalseid näitajaid ning koostada aktsia sisemise väärtuse leidmiseks finantsprognoos tulevasteks perioodideks. Käesolev magistritöö keskendub ainult fundamentaalsele lähenemisele.

Prognoosimine sõltub üldjuhul kolmest erinevast faktorist (Stewart, Lusk 1994):

1. prognoosimise keskkonnast – riigi/sektori/makromajanduse seisukord;
2. informatsiooni süsteemist, mille abil prognoosi koostav isik kogub informatsiooni keskkonna kohta;
3. kognitiivsetest aspektidest – raskesti hinnatavad individuaalsed väljavaated, isiklik kokkupuude ühe või teise olukorraga jms.

Prognoosimise käigus esitatakse lihtsustatud kujul eelmiste perioodide raames vaadeldud finantsaruande aspekte tulevasteks perioodideks. Selle raames analüüsitakse ettevõtte finantsaruandeid, ettevõtte strateegiat, tuleviku väljavaateid ja muid äri kvalitatiivseid külgi. (Palepu, Healy 2013)

Finantsprognooside koostamise käigus tehakse lisaks põhjalikule mineviku finantsnäitajate analüüsile ka eeldusi ettevõtte tuleviku kohta. Saadud sihthinna prognoosi alusel avaldub analüütikul võimalus anda selle põhjal investeerimissoovitus klientidele. Seejuures kasutatakse sihthinna püstitamiseks enamasti kas diskonteeritud rahavoogude meetodit (*Discounted Cash Flow* või *DCF*) või väärtuskordajatel põhinevat (*Multiple-based*) meetodit. (Damodaran 2002)

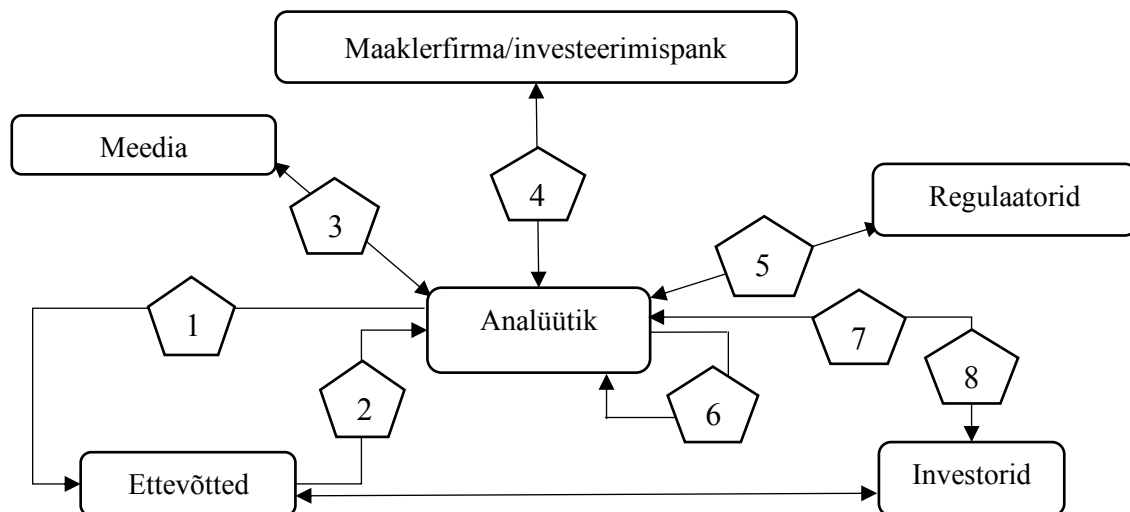
Diskonteeritud rahavoogude meetod põhineb ettevõtte oodatavate rahavoogude nüüdisväärtuse põhimõttel. Tavaliselt tehakse detailne prognoos pikaks perioodiks (peamiselt 5 kuni 10 aastat), määratakse rahavoogude lõppväärtus prognoosimise perioodi lõpul ja seda kõike diskonteeritakse üldjuhul kaalutud keskmise kapitali hinnaga. (Kruschwitz, Loeffler 2005) Diskonteeritud rahavoogude meetodi alam-meetodiks on diskonteeritud dividendide meetod. Seda kasutatakse siis, kui analüüsitava ettevõtte majandustegevuse tulemusena tekib vaba rahavoog, mille ettevõtte on valmis (vähemalt osaliselt) välja maksma aktsionäridele dividendidena. Tavaliselt sellisteks on mittetsüklilist tüüpi ettevõtted, kellel on olemas soliidne dividendide väljamaksete ajalugu, läbipaistev dividendipoliitika ning on alust arvata, et stabiilsed ja prognoositavad dividendide väljamaksed leiavad aset ka tulevikus. (*Ibid.*) Diskonteeritud rahavoogude meetodi puuduseks on inimese piiratud võimekus teha täpset prognoosi mitmele aastale, sest analüütik peab tegema märkimisväärselt palju oletusi tuleviku kohta, mis ei pruugi reaalselt osutada.

Väärtuskordajate meetodi aluspõhimõtteks on see, et väga sarnase tegevusega tegelevate ettevõtete puhul peavad väärtuskordajad olema sarnasel tasemel. St arvutatakse konkreetse uuritava ettevõtte ja sarnase ettevõtte väärtuskordajad (näiteks P/E, P/EBIT, P/EBITDA ning EV/EBITDA, P/B või P/TBV) ning nende baasil leitakse uuritava ettevõtte hinnasiht. Väärtuskordajate meetodi puuduseks on see, et täielikult omavahel võrreldavaid ettevõtteid ei pruugigi eksisteerida, mistõttu saadav tulemus ebatäpne võib olla küsitav. (*Ibid.*)

Nagu juba eelnevalt mainitud, on kasumiprognoside koostajateks enamasti finantsanalüütikud, keda üldjuhul jaotatakse kaheks – maaklerfirmade, investeerimis- ja kommertspankade poolt värvatud analüütikud (*sell-side analysts*) ning varahaldusettevõtete poolt värvatud analüütikud

(*buy-side analysts*). Mõlemat tüüpi analüütikud täidavad sarnaseid ülesandeid, kuid erineb nende auditoorium. Esimesed teevad analüüsi peamiselt teiste investorite (kliientide) jaoks, teised aga töötavad tavaliselt varahaldusettevõtte fondijuhtide ja portfelliinvaldurite heaks. (Groysberg *et al.* 2008) Käesoleva magistritöö raames analüütikutest rääkides peetakse silmas just esimest tüüpi analüütikuid ehk maaklerfirmades, investeerimis- ja kommertsbankades töötavaid finantsanalüütikuid. Seejuures spetsialiseeruvad analüütikud tavaliselt konkreetsete majandusharude katmisele – sedasi analüütikutel avaneb võimalus pakkuda klientidele kõrgema kvaliteediga analüüsi, mis arvestavad näiteks konkreetse majandusharu, ettevõtte konkurentide, strateegia ja juhtkonna töö kvaliteetiga. Analüütik peegeldab oma arusaama ettevõtte fundamentaalsetest näitajatest ja annab oma hinnangu investeerimisraportis, mille saajateks on kas institutsionaalsed või jaeinvestorid (Brauer, Wiersema 2018). Investeerimisraportid koos väljatoodud investeerimissoovitusega ongi üldjuhul analüütiku töö väljund.

Tegelikkuses, ei seisne analüütiku töö vaid ettevõtte finantsnäitajate ja mõningate muude fundamentaalsete mõõdikute analüüsimisel ja vastava investeerimissoovituse edastamisel klientidele. Nagu mainivad Brauer ja Wiersema (*Ibid.*), on analüütikud olulised informatsiooni vahendajad analüüsitava ettevõtte ja investorite vahel (vt Joonis 1).



Joonis 1. Analüütiku rolli kirjeldav raamistik  
Allikas: autori koostatud Brauer, Wiersema (2018) põhjal

Jooniselt 1 on selgelt näha, et finantsanalüütikutel on oluline roll näiteks ettevõtte juhtkonnaga suhtlemisel ning isegi selle mõjutamisel. Kinney *et al.* (2002) näitavad, et ettevõtte juhtkond võib võtta vastu erinevaid investorite jaoks ootamatuid otsuseid kvartali raames ainult selleks, et täita finantsanalüütikute konsensust ehk ootust mõjutamiseks omakorda ettevõtte katmisaktiivsust ja

investeeringissoovituse tooni finantsanalüütikute poolt. Selline käitumine näitab selgelt, et finantsturg on mõjutatav selle asjaosaliste poolt. Samuti on jooniselt 1 näha, et finantsanalüütiku mõju alla võib jääda ka meedia. Nimelt meedias töötavad spetsialistid viitavad sageli oma artiklites, mis puudutavad ettevõtete finantstulemusi, analüütikute prognoosidele. Analüütikud omakorda on aga mõjutatud nii oma tööandja, kui ka finantssektori regulaatorite poolt. Analüütiku mõjutamine tema tööandja poolt tekitab märkimisväärselt palju riske analüüsiraportite sõltumatuse osas – ühest küljest võivad aja jooksul ette tulla olukorrad, kus analüütiku tööandja otsene huvi on saada oma klientide poolt võimalikult rohkem tellimusi aktsiatehingute täitmiseks, kuid samal ajal, analüütikud peavad jääma erinevate regulatsioonide kohaselt sõltumatud informatsiooni vahendajad ja nende arvamus ei tohi olla mõjutatud investeerimispanga või maaklerfirma huvidest (Brauer, Wiersema 2018). Erinevate potentsiaalsete huvide konfliktide vältimiseks, finantsturgude läbipaistvuse ning investorkaitse tagamiseks võetakse vastu uusi regulatsioone. Kõige värskem nendest on alles 2018. aastal jõustunud Euroopa Liidu finantsinstrumentide turgude direktiiv MiFID II. Uuendatud direktiivi kohaselt pannakse investeerimisteenuse pakkujatele senisest suurem hoolekohustus, „et nad mõistaksid paremini väärtpabereid ja nendega kaasnevaid riske, et seeläbi müüa investoritele sobivat investeerimistoodet või väärtpaberit.“ (Jaanuaris ... 2018). Samuti peab investeerimisettevõtte nüüdsest maksma eraldi tasu maaklerfirmadele, mille kaudu saadakse tehingute läbiviimise teenust, nende poolt valmistatud uurimisraportite (*research*) eest. Viimane on tehtud mõttega vähendada potentsiaalselt tekkivaid huvide konflikte. (Stafford 2017)

Analüütiku poolt tehtav investeeringissoovitus võib viia ettevõtte väärtuse suurenemisele, sest investeeringissoovituse avaldamisega võib suurendada investorite huvi ja nõudlust ettevõtte aktsia vastu (Stickel 1992). Finantsanalüütikuid võib ühest küljest pidada olulisteks ekspertideks, kes pidevalt jälgivad finantsturgudel toimuvat koos konkreetse majandusharu ja ettevõtete analüüsimisega, täites sedapidi ratsionaalse agendi rolli, kelle uurimused, mõtteviisid ja tehtavad järeldused ei sisalda kognitiivset kalduvust (Brauer, Wiersema 2018). Teisest küljest on tänaseks teada, et ka analüütikud võivad olla olemuslikult ebaratsionaalsed, näiteks olukordades, kui nad kipuvad näitama üles liialt suurt optimismi analüüsitava ettevõtte tuleviku väljavaadete suhtes (Lim 2001). Samuti on jõutud järeldustele, et analüütikute prognoose võivad liigselt mõjutada ettevõtte juhtkond (Washburn, Bromiley 2014) ja ka teised analüütikud (Lieberman, Asaba 2006). Viimane nähtus on tuntud ka kui karjakäitumine (*herding behaviour*).

Nagu näha, siis finantsanalüütikute roll hõlmab koostööd mitme erineva osapooltega, kes võivad kas omakorda mõjutada analüütiku käitumist, või kelle käitumist analüütikud võivad mõjutada ise.

Seetõttu nõustub käesoleva magistritöö autor Schipper'i (1991, lk. 105) väidega analüütiku rolli kohta: „mõtteviis, mille kohaselt analüütikute roll seisneb ainult ettevõtte kasuminumbrite prognoosimisest on väga piirav mõtteviis“. Hüpoteesiliselt, kui turg oleks oma olemuselt täielikult efektiivne ning kõik teadaolevad sündmused oleksid realselt hindades juba kajastatud, ei oleks tõenäoliselt vajalik aktsia hinna edasist liikumist prognoosida ja võib oletada, et ka analüütikute roll oleks tänasel päeval teistsugune.

## **1.2. Analüütikute prognoose puudutavad teoreetilised mudelid**

Käesoleva alapeatüki raames käsitletakse mudeleid, mis modelleerivad analüütiku otsustusprotsessi prognooside koostamisel. Autori hinnangul on selle abil võimalik paremini aru saada millises keskkonnas ja milliste mõjurite abil on võimalik finantsanalüütiku käitumist selgitada. See omakorda aitab saada tervikliku ülevaate prognooside koostamise protsessist.

Üks võimalus selgitada analüütikute kasumiprognoside koostamist on teha seda läbi mudeli, milles näidatakse analüütikute initsiatiivi prognooside koostamisel läbi loomuliku soovi koguda võimalikult rohkem komisjonitasusid. Mudel põhineb eeldusel, et on olemas investor, kelle eesmärgiks on jaotada oma esialgne kapital riskantsete varaklasside vahel selleks, et koostada tulutootev investeerimisportfell. Analüütiku ja investori vaheline suhe tekib tänu sellele, et investor peab maksma komisjonitasusid maaklerfirmale (kus töötab analüütik) ostu- ja müügitehingute läbi viimise eest. Sellises mudelis on tehtud ka eeldus, et investor teeb oma investeerimisotsuseid lähtuvalt informatsioonist, mis on saadud maaklerfirma finantsanalüütiku poolt. Analüütik omakorda lähtub informatsiooni kogumisel sellest, mis on tema eeldus potentsiaalsetest komisjonitasudest, mis võivad olla kogutud konkreetse investeerimisinstrumendi ostmise soovitamisel. (Hayes 1998)

Eespool mainitud teoreetilise artikli raames leitakse, et analüütiku suurim initsiatiiv seisneb selles, et koguda informatsiooni selliste ettevõtete kohta, milledesse investeerimine suure tõenäosusega näitab teiste ettevõtetesse investeerimisega võrreldes suuremat tootlust. See omakorda peaks mõjutama ka analüütiku investeerimisraporti struktuuri, sest selliseid ettevõtteid puudutavad raportid on üldjuhul oluliselt detailsemad. Detailsus omakorda alandab investori jaoks potentsiaalset riskimäära soovitatava aktsia kontekstis ja investor on nõus ostma rohkem aktsiaid, kui algselt plaanitud. Samas täpne informatsioon aktsiate kohta, mida investor plaanib (osaliselt)

müüa, võib mõjutada investori käitumist selliselt, et viimane müüb vähem aktsiaid võrreldes sellega, mis oli algselt plaanitud. Nagu näha eespool tehtud kirjeldusest, analüütik, kes on eelkõige huvitatud maksimaalse tehingutevoo saamisest oma investeerimissoovituste abil, hakkab otsima sellist informatsiooni, millega ta suudab mõjutada kauplemise aktiivsust ning tehingute mahtusid. (*Ibid.*)

Erinevad probleemid ja arusaamatused tegutsemisel investeerimissoovituse põhjal võivad kerkida üles olukordades, kus investor, kes pöördub maaklerifirma poole konsultatsiooni või investeerimissoovituse saamiseks, ei ole täpselt teadlik analüütiku lõplikest motiividest. Morgan ja Stocken (2003) näitavad, et sellistel investoritel on kindel soov investeerimisotsuse tegemisel teha järeldusi mitte ainult ettevõtte fundamentaalsetest faktoritest, vaid ka finantsanalüütikute stiimulitest. Selle põhjuseks on analüütikute tegutsemine keskkonnas, milles aeg-ajalt tekivad erinevad huvide konfliktid ja investor on selliste huvide konfliktide olemusest üldiselt teadlik. Investor on seetõttu „sunnitud“ filtreerima kogu informatsiooni, mida ta analüütikute käest saab. Artikli autorid näitavad, et selliste „arusaamatuste“ tõttu tekivad näiteks olukorrad, kus investorid tõlgendavad „hoia“ investeerimissoovitust investeerimissoovituseks „müüa“. Põhjuseks on see, et investorid on teadlikud analüütikute vajadusest hoida häid suhteid ettevõtte juhtkonnaga ja järelikult mingil määral „ilustama“ reaalselt ettevõtte finantsolukorda. Kogu eespool kirjeldatud olukord viib lõpuks selleni, et analüütikutel ei õnnestu avaldada investoritele privaatset informatsiooni ettevõtte kohta – investorid ei pruugigi usaldada selliseid olukordi ning suure tõenäosusega reageerivad kindla peale (ehk usaldavad analüütiku informatsiooni) ainult olukordades, kui edastatud informatsioon ettevõtte kohta sisaldab negatiivset tooni. (*Ibid.*)

McNichols ja O'Brien (1997) on töötanud välja mudeli, mis samuti selgitab analüütikute tegevust ja nende algatusi. Nimelt artikli autorid uurisid seost ettevõtte aktsia tuleviku väljavaate ning analüütikute otsuste vahel anda investeerimissoovitusi analüüsitava aktsia soetamise kohta. Aluseks olid prognoosid, mille kohta analüütik plaanib kirjutada investeerimissoovituse. Artikli autorid jõudsid järgmiste järeldusteni (*Ibid.*):

- 1) Analüütikud katavad peamiselt neid ettevõtteid, millele kohta nad suudavad anda positiivse soovitusena ning võivad loobuda katmast ettevõtteid, mille kohta väljavaade on selgelt negatiivne.
- 2) Analüütikute iseseisvalt tehtud otsused ühe või teise ettevõtte katmise osas võivad osaliselt selgitada ülemäärase optimismi efekti, millega analüütikute prognoose tihtipeale seostatakse.

- 3) Analüütikutel on kombeks vaadata üle prognoose selliste ettevõtete kohta, mis olid hiljuti võetud katmise alla võrreldes tehtud prognoosidega ettevõtete kohta, mida analüütik on katnud pikema perioodi vältel.
- 4) Keskmiselt väljastab analüütik negatiivse investeerimissoovituse ehk aktsia müügisoovituse lühemaks perioodiks, kui aktsia ostu- või hoidmissoovituse.

„Need järeldused vihjavad sellele, et analüütikute raportid ja ettevõtte raamatupidamisaruanded ei ole täielikud asenduskaubad ning ka sellele, et raamatupidamisaruannete oluline roll tekib informatsiooni edastamisel ettevõtete kohta, mille katmise vastu analüütikutel on väiksem stiimul.“ (*Ibid.*, lk. 198)

Arya ja Mittendorf (2007) lõid samuti mudeli, mis selgitab analüütikute initsiatiivi ettevõtte katmisel. Selle kohaselt võetakse vastu eeldus, et kahepoolsete suhete tekkimine analüütikute ja ettevõtte juhtkonna vahel on vältimatu. Nimelt, juhtkond võidab analüütikute prognooside sageduse suurenemisest läbi selle, et ta saab analüütikute raportitest kätte informatsiooni oma tegevusvaldkonna kohta, millest juhtkond varasemalt ei olnud teadlik. Analüütik omakorda võidab sellistest suhetest tänu sellele, et juhtkonna poolt saadav täpne informatsioon võimaldab analüütikul teha täpsemaid prognoose ja kirjutada atraktiivse investeerimissoovituse. Selline mudel jääb tasakaalu seisundisse seni, kui juhtkonna informatsiooni ning prognoosi väljastamise kulu ja ka analüütiku katmisega seotud kulu on piisavalt madalad. Antud mudel peegeldab seda, et analüütiku soov katta ettevõtteid oma analüüsiga sõltub informatsiooni saamise kulude suurusel. (*Ibid.*)

Peale erinevate teoreetiliste mudelite, mis selgitavad analüütikute prognoosimist ja koostatavaid investeerimisraporteid, on välja arenenud ka teoreetilised käsitlused, mis selgitavad analüütiku ennustuse koostamise mõjureid. Selliste mõjurite hulka kuuluvad tihtipeale ka erinevad käitumuslikud tegurid. Näiteks erinevad eelarvamused võivad olla analüütikute prognooside koostamise mõjuriteks. Eelkõige väärib mainimist, et eelarvamuste kasutamine indiviidide poolt on põhjendatud peamiselt sellega, et eelarvamuste abil saavad individid lihtsustada enda jaoks sisendinformatsiooni ja järelikult muuta lühemaks oma otsustusprotsessi. Samas saab sellest omakorda mõjutatud analüütikute väljund (investeerimissoovitus). Amir ja Ganzach (1998) selgitavad laialt levinud analüütikute üle- ning alareageerimist (*over- and underreaction*) just sellega, et analüütikud üritavad lihtsustada oma tööd investeerimissoovituste koostamisel. Artikli autorid keskendusid kolmele eelarvamuse tüübile, mis hiljem on saanud laia kajastust erinevates empiirilistes uurimustes: representatiivsuse heuristik (*representativeness heuristic*), ankurdamise



ja korrigeerimise heuristik (*anchoring and adjustment heuristic*) ning leebuse heuristik (*leniency heuristic*).

Representatiivsuse eelarvamuse kohaselt hindavad invidiidid sündmuse esinemise tõenäosust lähtuvalt sellest kuivõrd selline sündmus on sarnane teise sündmusega, mille esinemisega invidiididel on olemas konkreetne kogemus (Tversky, Kahneman 1974). Sellise stereotüüpse mõtlemisega invidiidid võivad tähelepanu alt välja jätta palju olulisemaid sündmuse aspekte, mille abil oleks võimalik otsust vastu võtta. Oma uurimuses leiavad Amir ja Ganzach (1998), et representatiivsuse heuristiku esinemine põhjustab analüütikute poolt äärmuslikke prognooside tegemist – üldjuhul kas alahinnatakse või ülehinnatakse ettevõtte potentsiaali, mis saab omakorda peegeldatud analüütikute investeerimisraportites.

Ankurdamise efekt ajendab analüütikuid jääma liialt oma eelmiste (algsete) prognooside juurde ning ei lase analüütikutel nii lihtsalt oma arvamust muuta (Tversky, Kahneman 1974). Antud efekt on kõige rohkem seotud prognoosimisega ehk analüütikud on suurimal määral mõjutatud just selle heuristiku esinemise suhtes. Elementaarne näide sellest, millal analüütik võib olla mõjutatud ankurdamise efektist on olukorrad, kus investeerimisraporti koostamisel teeb analüütik korrigeerimisi selleks, et jõuda soovitud tulemusi (Cen *et al.* 2013). Oma uurimuses leiavad Cen ja teised (*Ibid.*), et analüütikud saavad mõjutatud ankurdamise efekti poolt ka siis, kui teevad oletusi ettevõtete tuleviku väljavaadete ja kasumlikkuse kohta.

Leebuse heuristiku kohaselt omistavad invidiidid soovitud tunnuseid asjadele, mis on neile teadaolevad, ning seepärast võivad taas teha liiga optimistlike prognoose (Marsden *et al.* 2008). Oma uurimuse raames jõudsid Amir ja Ganzach (1998) järeldusele, et kooskõlas nende mudeliga, analüütikute prognoosides on olemas üle-reageerimise tendents ning liialt vähe tähelepanu pööratakse prognooside üle vaatamise peale ja nende muutmisele. Samuti leiti üle-reageerimist positiivsete prognooside üle vaatamisel ning ala-reageerimist negatiivsete prognooside üle vaatamisel. Artikli autorid jõudsid töö käigus ka järeldusele, et prognooside perioodi suurenemisel analüütikute eelarvamused tugevnevad (Amir, Ganzach 1998). Leebuse esinemine võib olla mingil määral selgitatud jällegi sellega, et maaklerfirma analüütikud peavad hoidma häid suhteid analüüsitava ettevõtte esindajatega, et mitte kaotada olulist informatsiooni allikat ettevõtte juhtkonna näol.

Nagu eelnevast näha, võivad lisaks fundamentaalsetele faktoritele analüütikute prognooside koostamise protsessi ja selle tulemust mõjutada ka hulk muid faktoreid. Azzi *et al.* (2006) hinnangul selgitavad sellised mõjurid analüütikute müügisoovituste vähesust ning samuti veel ühe käitumusliku teguri – karjaefekti esinemist analüütikute käitumisel. Nimelt võivad analüütikud sattuda olukorda, kus neil ei ole konkreetset soovi muuta oma eelmist prognoosi olulisel määral isegi juhul, kui nende käsutuses oleva privaatselt informatsiooni kohaselt seda peaks tegema. Karjaefekti kohaselt esineb sageli olukord, kus konkreetse analüütiku varasemalt tehtud prognoos saab kohandatud selliselt, et uuem prognoos on oluliselt lähedam teiste analüütikute prognoosidele. (Trueman 1994) Samuti leidsid Hong ja Kubrik (2003), et karjaefekt on iseloomulik noorematele analüütikutele. Seda peamiselt põhjusel, et nemad peavad ennast pidevalt tõestama ja kardavad sattuda olukorda, kus nende prognoosid on teiste omadest vähem täpsed. Kauem töötanud analüütikud teevad suurema tõenäosusega erapooletuid prognoose. Sedapidi karjaefekti esinemine kinnitab asjaolu, et analüütikute prognoosid ei ole ilmtingimata eelarvamusteta, nagu eeldatakse analüütiku erapooletu arvamusel kohaselt.

Käesoleva alapeatüki raames käsitles magistritöö autor mõningaid teoreetilisi mudeleid, mis selgitavad analüütikute prognooside koostamise protsessi ning selle initsiatiivi. Kajastatust leidsid ka erinevad prognooside koostamise mõjurid. Nagu näha, võivad analüütikud prognooside koostamisel lähtuda soovist teenida võimalikult suurt sissetulekut läbi suurenenud tehingutevoogu ning seeläbi suutema komisjonitasude mahtu. Alapeatüki raames oli näidatud, et väga paljud teoreetilised mudelid pööravad tähelepanu sellele, et analüütikute käitumine on mõjutatud asjaolust, et analüütik peab hoidma häid suhteid analüüsitava ettevõtte juhtkonnaga. Samuti näidati antud alapeatükis, et tänasel päeval on olemas hulk käitumuslikke tegureid, mis mõjutavad analüütikute prognoosimisvõimet üht või teistpidi.

### **1.3. Analüütikute kasumiprognose puudutavad empiirilised uurimused**

Üheks võimaluseks analüütikute kasumiprognose puudutavat empiirilist kirjandust käsitleda on jagada see kaheks suunaks. Esimene keskendub analüütikute kasumiprognose täpsuse mõjuteguritele ning teine analüütikute kasumiprognose võrdlemisele erinevate aegriidide mudelite abil koostatud prognoosidega. Järgnevates alapeatükkides käsitletakse mõlemat suunda põhjalikumalt.

### 1.3.1. Analüütikute kasumiproгноoside täpsuse mõjutegurid

Keeruliste ja mahukate ülesannete lahendamine, nagu ettevõtte finantsseisundi uurimine ja tulevaste finantstulemuste prognoosimine nõuab konkreetseid oskusi. Nagu eelnevalt oli mainitud, võivad analüütikud spetsialiseeruda konkreetsete majandusharude analüüsimisele (tüüpiline lähenemine). On olemas hulk tõendeid selle kohta, et majandusharu on üheks kasumiproгноoside täpsuse mõjuteguriks. Näiteks Coën *et al.* (2009) uurisid 18 arenenud riigi analüütikute kasumiproгноoside täpsust perioodil 1990-2006. Nad leidsid, et ettevõtte spetsiifika mängib väga olulist rolli analüütikute prognooside täpsuse selgitamisel, sest mõnede ettevõtete tegevus on üsna stabiilne läbi kogu majandustsükli. Samas teised majandusharud võivad olla märkimisväärses sõltuvuses mingi sisendi hinna variatsioonist (nt metallide, toornafta ja muude kütuste hinnad). Seega stabiilsemate tegevustega ettevõtetel on üldjuhul ka stabiilsed majandustulemused ja analüütikute õnnestub neid lihtsamalt ja täpsemalt prognoosida. Dunn ja Nathan (1998), kes uurisid analüütikute kasumiproгноose üheksa-aastaselt perioodi (1987-1995), jõudsid samuti järeldusele, et analüütikute prognooside täpsus kahaneb ka sel juhul, kui ettevõtte ärisegmentide arv suureneb. Selline olukord võib tuleneda näiteks sellest, et erinevate segmentide ettevõtted kasutavad erinevaid raamatupidamisstandardeid, mistõttu raporteeritud kasum aktsia kohta võib oluliselt erineda. Samuti on Defond ja Hung (2003) näidanud, et raamatupidamisstandardid ja analüütikute täpsus on omavahel süstemaatiliselt korreleeritud.

Järgmine grupp uurimusi, mille raames otsiti põhjusi analüütikute täpsusele, on keskendunud prognooside horisondile ehk seosele prognooside täpsuse ja nende pikkuse vahel. Kuna majandus on tsükliline ja ettevõtete tegevusolud muutuvad kiiresti, võib eeldada, et analüütikute täpsus on madalam pikkade prognoosimishorisontide korral, kui lühiajaliste prognoosimishorisontide korral. Antud aspekti on uurinud näiteks Eames ja Kim (2012), Burgstahler ja Eames (2003) ning ka Easton ja Sommers (2007). Kõigi kolme uurimuse raames leiti, et analüütikute kasumiproгноoside täpsus kahaneb koos kasumiproгноoside ajahorisondi pikenemisega.

Terve hulk uurimusi on käsitletud analüütikute täpsuse ja analüüsitava ettevõtte suuruse vahelist seost. Analüütikute prognoosid peaksid olema täpsemad suuremate ettevõtete puhul, sest nende vastu tunneb ühiskond üldjuhul rohkem huvi (nende aktsiad on likviidsemad) ning selliste ettevõtete kohta on üldjuhul võimalik leida rohkem informatsiooni. Ettevõtte suurus ja suurendatud huvi ettevõtte tegevuse ning selle tulemuste vastu peaks sundima ettevõtete juhtkonda tegema finantstulemuste avaldamist maksimaalselt läbipaistvaks, mis omakorda parandab

analüütikute prognoosimisvõimet. Seda ootust tõestas oma uurimuses Brown (1997), kes jõudis samuti järeldusele, et analüütikute prognoosid on täpsemad S&P 500 ettevõtete puhul ning ettevõtte majandusharu mängib olulist rolli prognooside täpsuse selgitamisel. Samuti Bhat *et al.* (2006) leidsid sellele hüpoteesile kinnituse oma uurimuses.

Märkimisväärselt palju uurimusi on keskendunud sellele kuidas analüütikute katmissagedus mõjutab kasumiprognoside täpsust. Nimelt aktiivsema katmissageduse korral analüütikute poolt ettevõtete kohta peaks turule jõudma rohkem informatsiooni (näiteks analüütikute investeerimisraportite näol). Suurem informatsiooni maht peaks omakorda aitama koostada täpsemaid prognoose. Näiteks Alford ja Berger (1999) käsitlesid oma uurimuses seost analüütikute prognooside täpsuse ja katvate analüütikute arvu vahel. Uurimuse autorid jõudsid järeldusele, et neid ettevõtteid, mis on kaetud suurema analüüside arvuga, puudutavad prognoosid on täpsemad. See tähendab, et lisanduv informatsioon ei vähenda olemasoleva informatsiooni kvaliteeti, vaid parandab seda. Ka Lacina *et al.* (2011) jõudsid järeldusele, et väiksema arvu analüütikute poolt kaetud ettevõtete puhul analüütikute prognooside täpsus üldjuhul väheneb võrreldes aktiivselt kaetavate ettevõtete kohta koostatud prognooside täpsusega.

Paljud uurimused on keskendunud ettevõtte kasumlikkuse järjepidevuse ja analüütikute prognooside seosele. Näiteks Lim (2001) leiab, et analüütikud kalduvad tegema prognoose, mis sisaldavad oluliselt rohkem optimismi, kui oleks võinud eeldada. Analüütik võib teha seda selleks, et mitte kaotada nii olulist informatsiooni allikat nagu ettevõtte juhtkond ja säilitada ka edaspidi võimalus saada kaetava ettevõtte juhtkonnalt kiiresti vastuseid oma küsimustele. Capstaff ja Paudyal Rees (1998) aga jõudsid oma artikli raames järeldusele, et analüütikute prognoosid sisaldavad positiivse kalduvusega eelarvamusi, mis omakorda tähendab, et prognooside vead kasvavad olukordades, kus ettevõtte raporteeris kasumi asemel kahjumi.

Analüütiku kogemus on samuti üks oluline prognooside täpsuse mõjur. Üldjuhul eeldatakse, et analüütikute kogemus tekib ametiaja jooksul (Mikhail *et al.* 1995). Samas Jacob *et al.* (1999) jaotasid kogemuse kolmeks grupiks – prognooside koostamiseks vajalikud põhioskused (*basic skills*), konkreetse ettevõtte katmisega tekkiv kogemus ning viimasena oli välja toodud kogemus, mis on tekkinud eelmiste prognooside koostamisest. Artikli autorid ei leidnud tugevat kinnitust hüpoteesile, et analüütikute kogemuse kasvades prognooside täpsus ilmtingimata suureneb. Antud aspekti uurimisel peab arvestama, et uuritava perioodi jooksul töötasid analüütikud aastaid oma

töökohtadel, ehk kui nende prognooside täpsus oleks olnud pidevalt madal, siis selline analüütik vahetataks teise analüütiku vastu.

Lisaks võib kasumiprognoside täpsuse mõjutegurina välja tuua maaklerfirma spetsiifika, sest iga maaklerfirma tegutseb oma sisemiste reeglite alusel ning analüütikute tööprotsesside ülesehitus võib erineda märkimisväärselt. Samuti võib oletada, et erinevate maaklerfirmade käsutuses võib olla erinevat mahtu informatsiooni. Kõik see omakorda võib mõjutada analüütiku poolt koostatud prognooside täpsust. Näiteks Jacob *et al.* (1999) leidsid, et on olemas positiivne seos analüütiku prognooside täpsuse ja maaklerfirma suuruse vahel, milles antud analüütik töötab. Peamisteks põhjusteks sellisele olukorrale tuuakse (*Ibid.*):

- 1) Majanduses laiali levinud mastaabisäästu efekt, mis leiab aset peamiselt suurte maaklerfirmade sees.
- 2) Kõige parema kvaliteediga informatsiooniallikate kasutamise võimalus.
- 3) Võimalus kiireks informatsiooni vahetamiseks erinevate analüütikute vahel ühe maaklerfirma sees.
- 4) Ressursside olemasolu parimate analüütikute värbamiseks.
- 5) Kaetava ettevõtte tippjuhtkonna kasutamise võimalus kõige olulisema informatsiooni allikana.

Selliste tulemuste põhjal võib eeldada, et suuremate maaklerfirmade analüütikute prognoosid peaksid üldjuhul olema täpsemad ning võimaldama investoril teha paremaid investeerimisotsuseid. Eelnevast on selgelt näha, et analüütikute tööd mõjutavad väga erinevad tegurid. Autori hinnangul tasub seda alati meeles pidada nii investoritel, kes kasutavad aktiivselt analüütikute soovitusi investeerimisotsuste langetamisel, kui ka teadlastel, kes võivad kasutada analüütikute prognoose oma uurimistöde raames.

### **1.3.2. Analüütikute kasumiprognoside võrdlus aegridade mudelite põhjal saadud kasumiprognosidega**

Lähtuvalt Bradshaw *et al.* (2012) käsitlusest, on võimalik analüütikute ja aegridade mudelite täpsuse uurimine jaotada kaheks suunaks. Esimene keskendub vastuse otsimisel küsimusele „kas analüütikute prognoosid on täpsemad kui aegridade mudelite abil ehitatud prognoosid?“. Analüütikute kasumiprognoside täpsuse pooldajad toovad välja, et analüütikud on üldjuhul täpsemad prognooside koostamisel põhjusel, et nende valduses olev informatsiooni maht ületab kordades aegrea mudeli sees olevat informatsiooni. Konkreetsemalt, analüütikutel käsutuses on olemas peale finantsinformatsiooni ka mitte-finantsilise sisuga informatsioon ettevõtte kohta, mis

ühel või teisel viisil aitab analüütikul üles ehitada oma prognoosimudeli aegrea mudelist oluliselt täpsemaks. Samuti, analüütikud saavad kasutada ka informatsiooni, mis on ilmunud juba peale ettevõtte viimase finantsaruande ilmumist, järelkult analüütikud võivad alati oma prognoose täiendada ja korrigeerida. (Fried, Givoly 1982)

Teise uurimise suuna keskne küsimus formuleeritakse järgnevalt: „Mis on analüütikute parema täpsuse esinemise põhjused aegridade mudelite ees?“. Selle kohta on tänaseks päevaks leitud, et analüütikute paremus aegridade mudelite ees esineb näiteks kaetava ettevõtte suuruse tõttu – analüütikud on võimelised tegema täpsemaid prognoose suuremate ettevõtete kohta (Brown *et al.* 1987). Seda peamiselt põhjusel, et suuremate ettevõtete kohta on üldjuhul olemas rohkem informatsiooni. Samuti on leitud, et analüütikud võivad kasutada prognooside koostamiseks paralleelselt nii aegrea mudeli, kui ka laiema haardega informatsiooni – näiteks informatsiooni majanduse ja majandusharu üldseisundi kohta, analüüsitava ettevõtte konkurentide finantsolukorda ja strateegilisi eeliseid/puudusi jms, mida aegrea mudeli sisse pole võimalik lisada (O'Brien 1988).

Käesoleva magistr töö raames keskendutakse esimese eespool mainitud probleemi uurimissuuna põhjalikumal käsitlemisele. Analüütikute prognooside täpsuse võrdluse vajadus aegridade mudelite omaga tuleneb näiteks asjaolust, et ettevõtete aastased kasuminumbrid on väga sarnased juhusliku ekslemisega (*Random Walk*) (Albrecht *et al.* 1977; Watts, Leftwich 1977). Ka Brown (1993) jõudis oma artikli raames samasuguse järelduseni – kasuminumbrite trendid järgivad juhusliku liikumist ja järelkult ei tohiks eksisteerida võimalust neid täpselt prognoosida. Samas, nagu eelnevalt kirjeldatud, analüütikute töö on üldjuhul väga ajamahukas. Rääkides töömahukusest ja ajaressurssist võib julgelt väita, et finantsanalüütiku poolt prognooside koostamise asemel oluliselt kiirem on ehitada prognoose juhusliku ekslemise mudeli abil. Sellest loogikast lähtuvalt tekibki oluline vajadus aru saada millist tüüpi prognoosid on praktikas täpsemad. Eespool kirjeldatud uurimisprobleemi selgema ülevaate tegemise mõttes tuuakse järgnevas tabelis (vt Tabel 1) mõned olulised uurimused, mis keskenduvad käesoleva magistr töö keskele probleemile ehk mille raames keskendutakse analüütikute ja aegridade mudelite täpsuse võrdlemisele. Tabelis kirjeldatakse lühidalt püsistatud uurimusküsimust, analüüsitud valimit ning kasutatud aegrea mudelit.

Tabel 1. Analüütikute prognooside täpsuse võrdlus aegridade mudelite abil ehitatud prognooside täpsusega teaduskirjanduse raames

Uurimus	Uurimisküsimus(ed)	Valim ning andmete horisont	Kasutatud aegrea mudel
Collins, Hopwood (1980)	Kas kompleksed (analüütikute või juhtkonna poolt koostatud) mudelid on üheastmelistest aegridade mudelistest väärtuslikumad?	50 ettevõtet (1951-1974); 1000 prognoosi	Box-Jenkins mudel; Griffin-Watts mudel; Brown-Rozeff mudel; Foster'i mudel
Fried, Givoly (1982)	Kas on olemas parem alternatiiv analüütikute prognoosidest turuootuste ettevõtte kasumi prognoosimise jaoks?	462 ettevõtet (1969-1979); 6020 prognoosi	Brooks-Buckmaster modifitseeritud mudel ( <i>modified submartingale</i> ); indeks-mudel
Brown <i>et al.</i> (1987)	Kas aegridade mudelitega saadud prognoosid on finantsanalüütikute omadest täpsemad kvartaalsete prognooside kontekstis? Kas analüütikute täpsust saab selgitada ajalise eeliseiga?	212-233 ettevõtet (1975-1980)	Brown-Rozeff mudel; Foster'i mudel; Watts-Griffin mudel
O'Brien (1988)	Kas finantsanalüütikute prognoosid on aegridade omadest täpsemad? Kas kõige värskem finantsanalüütiku prognoos on eelmistest täpsem?	184 ettevõtet (1975-1982)	Foster'i mudel
Kross <i>et al.</i> (1990)	Millisel määral analüütikute prognooside täpsus (võrreldes aegridade mudelitega) võib-olla seotud ettevõtte kindlate omadustega?	279 ettevõtet (1980-1981); 2232 prognoosi	Brown-Rozeff mudel
Lacina <i>et al.</i> (2011)	Kas analüütikute täpsus naiivsete mudelite omadega võrreldes esineb ka pikaajaliste prognoosimishorisontide puhul?	27081 ettevõtet (1988-2003); 10782-27081 prognoosi	<i>Simple Random Walk; Random Walk with a drift (RWGDP/RWLTG)</i>
Bradshaw <i>et al.</i> (2012)	Kas aastased analüütikute prognoosid on täpsemad, kui aegridade mudelite abil tehtud prognoosid? Kui nii, siis mis tingimustel?	7636-10919 ettevõtet (1983-2008); 545354-844643 prognoosi	<i>Simple Random Walk; Random Walk with a drift (RWLTG)</i>
Grigaliūnienė (2013)	Mis on aegridade mudelite tulemuslikkus kvartaalsete kasuminumbrite prognoosimisel Balti ettevõtete puhul?	40 ettevõtet (2000-2009)	<i>Random Walk; Random Walk with drift; Seasonal Random Walk; Seasonal Random walk with Drift; Foster'i mudel, Brown-Rozeff mudel, Griffin-Watts mudel</i>
Lorek, Pagach (2014)	Kas analüütikute kvartaalsed prognoosid domineerivad ARIMA aegridade mudelite suhtes?	(1990-2010); 46586-50329 prognoosi	Brown-Rozeff mudel

Allikas: Autori koostatud

Märkimisväärselt suur hulk varasemaid uuringuid on enamasti keskendunud 1960-1970 aastatele ning enamasti uuriti lühiajalisi prognoose (1 kuni 4 eesolevat kvartalit). Samuti on tabelist selgelt

näha, et viimaste aastate jooksul tehtud uurimuste raames kasutatud andmete mahud on senistest oluliselt suuremad. Rääkides tulemustest võib samuti välja tuua huvitava trendi – enne 2000 aasta läbi viidud uurimuste raames selgelt jõuti tulemuseni, et analüütikute prognooside on aegridade kasutamise abil ehitatud prognoosidest täpsemad. Viimaste aastate uurimused näitavad kas vastupidist või vähemalt mitmekülgsed tulemusi. Selline tulemuste mitmekülgus ajendab edasiste uurimuste tegemiseks. Huvitaval kombel eespool toodud uurimustel analüütikute prognooside täpsuse kohta ei jaotata uurimusi selgelt riikide või regioonide lõikes, nagu see on tavaliselt kombeks majandusalaste teadustööde raames. Tavaliselt kirjeldatakse lahti ainult andmebaasid, mis olid kasutatud analüütikute prognooside kogumisel ning vastav ajaline horisont, mil prognoosid olid koostatud ja ka prognooside horisondi pikkus. Võttes arvesse asjaolu, et ka pikaajalised kasumiprognosid on väga olulised finantsturgude kontekstis, võib jõuda järelduseni, et varasemate uurimuste tulemused ei ole piisavad üldiste järelduste tegemiseks finantsturu asjaosaliste kasumiootuste kohta. Just Bradshaw *et al.* (2012) pöörasid antud asjaolule tähelepanu selgitades miks nende arvates antud problemaatika vajab käsitlemist ka tänasel päeval.

Bradshaw *et al.* (2012) uurisid kas analüütikud on tõesti aegridade mudelitest täpsemad ning mis põhjusel see võib nii olla. Nad vaatlesid analüütikute täpsust erinevate prognoosimishorisontide puhul, võrdlesid täpsust juhtudel, kui prognoosi tehakse väiksema ja noore ettevõtte kohta ning vaatlesid kas esines erinevusi prognooside täpsuses, kui prognoosi tehakse ettevõtte kohta, mille kasum on liiga volatiilne. Andmed katsid perioodi 1983 kuni 2008. Kogu valim moodustas, sõltuvalt kontrollitavast hüpoteesist, 7636 kuni 10919 ettevõtet. Aegrea mudelina kasutati naiivse juhusliku ekslemise mudeli (*Naive Random Walk*), mis prognoosib tulevase perioodi kasumiks eelmise perioodi kasuminumbri. Uurimuse autorid leidsid, et analüütikute prognoosid ei ole järjepidevalt aegridade mudelite omadest täpsemad. Analüütikud olid täpsemad peamiselt lühiajaliste prognooside tegemisel, kuid analüütikute täpsus kahanes prognooside ajahorisondi suurenemisel. Sellist trendi oli eriti hästi näha väikese, noorema või anomaalsete tulemustega ettevõtte puhul.

Sarnase tulemuseni on jõudnud ka Lacina *et al.* (2011), kes uurisid konkreetselt analüütikute prognooside täpsust naiivsete mudelitega võrreldes peamiselt pika ajahorisondiga prognooside puhul. Nende töös kasutatud andmed pärinesid aastatest 1988-2003. Nad kasutasid peale tavalise juhusliku liikumise mudeli ka erinevaid modifikatsioone sellest. Näiteks tegid nad juhusliku ekslemise mudeli, mille kasv sõltus ajaloolisest SKP kasvust ning analüütikute keskmisest oodatavast kasumi kasvumäärast. Artikli autorid jõudsid järeldusele, et sellised hübriidmudelid ei



paranda alati mudeli prognoosimise täpsust, kuigi mõlemad mudelid sisaldavad piisavalt palju informatiivsust oma prognoosides selleks, et pöörata nende peale tähelepanu. Analüütikute prognooside täpsus on eriti madal siis, kui tegemist on neli ja viis aastat ette tehtud prognoosidega. Artikli autorid leidsid kinnitust ka hüpoteesile, et analüütikute prognooside täpsus kahaneb ettevõtete puhul, mille kasumid kasvasid eelmistel perioodidel teistest ettevõtete keskmisest kiiremini. Ühtlasi kui ettevõtet kattis väiksem arv analüütikuid, siis suutis naiivne juhusliku ekslemise mudel prognoosida pikaajalisel ajahorisondil analüütikutest paremini.

Sarnases kontekstis on uuritud ka aegridade mudelite abil koostatud prognooside kasutamist aktsiate riskipreemia määratlemiseks. Nimelt Allee (2011) võttis antud teema käsitlese seetõttu, et artikli autori hinnangul võivad aegridade mudelite abil koostatud prognoosid olla sobilikud turuootuste hindamiseks ja seega annavad aktsepteeritava hinnangu omakapitali hindamisel. Artikli autor leiab, et riskipreemia erineb keskmiselt 400 baaspunkti võrra ettevõtte vahel mis on ja mis ei ole analüütiku katmise all. Võttes arvesse asjaolu, et on võimalik puutuda kokku uurimustega, mis võtavad oma valimi sisse ainult analüütikute poolt kaetavaid ettevõtteid, võib esineda oht, et selliste valimite põhjal tehtud üldised järeldused kõikide ettevõtete kohta ei ole õigustatud. Sellisel viisil jõuab artikli autor järelduseni, et aegridade mudelite abil koostatud ettevõtete prognoosid võivad olla kasutatud uurimustes, mille raames kasutatakse aktsiate riskipreemiat. (*Ibid.*)

Veel ühe antud valdkonna uurimusena võib välja tuua tööd, mille raames kasutati komplekssemaid aegridade mudeleid kui eelnevalt mainitud naiivne juhusliku ekslemise mudel. Nimelt Ball ja Ghysels (2017) püstitavad oma uurimuse raames kolm küsimust:

1. Kas komplekssem aegrea mudel parandab oluliselt prognoosimise tulemust võrreldes tavalise autoregressiooni mudeliga?
2. Kas komplekssem aegrea mudel on täpsem analüütikute poolt koostatud prognoosidest lühiajaliste horisontide raames (ühe kvartali või veelgi lühema perioodi raames)?
3. Kas kompleksse mudeli kombineerimisel analüütikute prognoosidega on võimalik koostada analüütikute prognoosidest täpsemaid ennustusi ettevõtte kasumi kohta?

Selle uurimuse tulemusena leiti, et komplekssema mudeli abil koostatud prognoosid on analüütikute omadest täpsemad. Antud efekt oli võimendatud väiksemate ettevõtete puhul ning olukordades, kui analüütikute prognooside dispersioon oli suurem ehk prognoosimise viga antud juhtudel oli kompleksse mudeli puhul märkimisväärselt madalam. Tulemused kinnitasid ka seda, et analüütikute prognooside kombineerimine kompleksse mudeli abil koostatud prognoosidega

annab positiivse tulemuse – sellised prognoosid on süstemaatiliselt täpsemad kui analüütikute poolt koostatud prognoosid.

Eelnevast on selgelt näha, et seniste uurimuste tulemused on olnud üsna mitmekülgsed. Mõned autorid jõuavad selgelt järelduseni, et analüütikute poolt tehtud prognoosid on täpsemad, kui aeGRIDade mudelite abil koostatud prognoosid (Fried, Givoly 1982; Collins, Hopwood 1980). Teisest küljest, osa autoreid ei leia kinnitust laialt levinud põhiteesile, et analüütikud on oma prognoosides ilmtingimata aeGRIDade mudelite abil ehitatud prognoosidest täpsemad (Lacina *et al.* 2011; Bradshaw *et al.* 2012; Lorek, Pagach 2014). Antud problemaatika uurimisel on võimalik näha ka mõningaid huvitavaid trende. Eelkõige seda, et varasemate uurimuste raames jõuti selgelt järeldusele, et aeGRIDade mudelid pole suutelised prognoosima paremini kui finantsanalüütikud. Teise trendina võib välja tuua ka asjaolu, et käesoleva probleemi uurimiseks vajalike andmete kättesaadavus oli tänase päevaga võrreldes piiratum. Selle ajaga on muutunud ka börsil noteeritud ettevõtete profiil – nimelt on selgelt suurenenud kõrgtehnoloogia ja IT-ettevõtete osakaal, mille tulemuste prognoosimine võib oluliselt erineda klassikaliste sektorite omadest. See omakorda peaks mõjutama ka analüütikute prognooside täpsust. Eespool toodud tabelist on võimalik selgelt näha, et värskemate uurimuste kohaselt ei pea algsete uurimuste tulemused olema lõplikult usaldusväärsed ning analüütikute prognooside täpsuse võrdlemine aeGRIDade mudelite abil ehitatud prognooside täpsusega teadusuurimuste teemana väärrib edasist uurimist.

## 2. ANDMED JA METOODIKA

### 2.1. Kasutatavad andmed

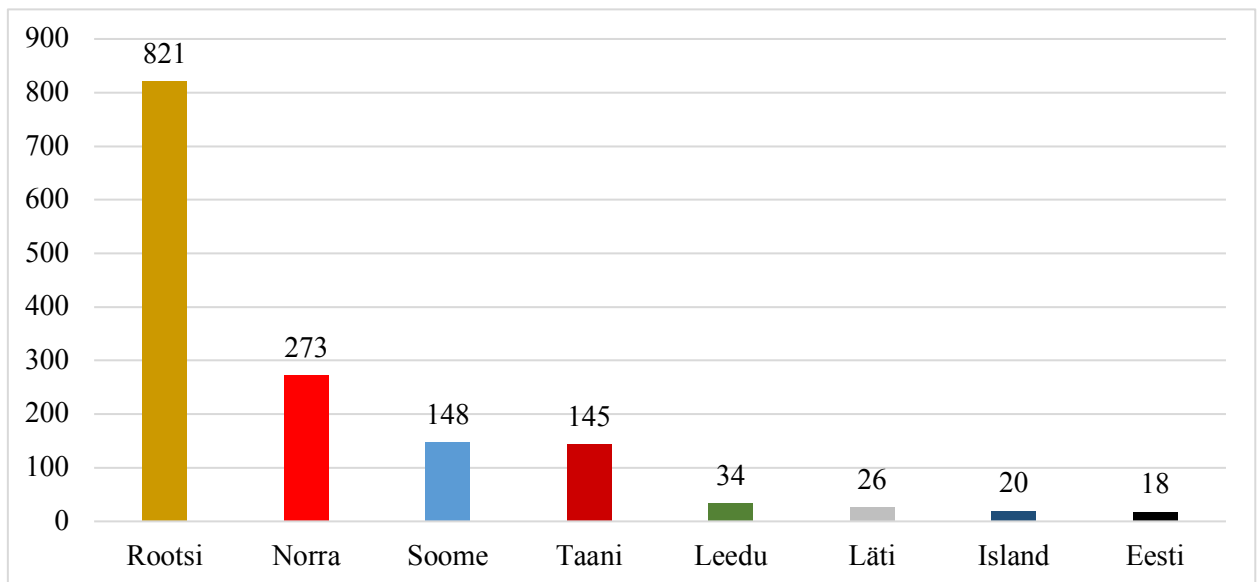
Töö empiirilise osa koostamiseks ja vastavate testide tegemiseks on andmeid võetud Thomson Reuters Eikon andmebaasist Põhjamaade ja Baltikumi börsiettevõtete lõikes perioodil 2000-2014. Edaspidi nimetatakse antud aastaid baasaastateks ehk aastateks, millal oli tehtud prognoos analüütikute ning statistilise mudeli poolt tulevaste perioodide ettevõtte tulemuste kohta. Esialgses andmebaasis oli 1485 ettevõtet, mille aktsiad on olnud uuritava perioodi vältel noteeritud Taani, Norra, Islandi, Rootsi, Soome, Eesti, Läti või Leedu börsidel. Autor määratles testide tegemisel kokku 4 erinevat ajalist horisonti analüütikute kasumiprognosidele:

1. T+0 prognoosid, mis olid tehtud uuritaval perioodil baasaasta lõpuks, ehk prognoositi ettevõtte tulemust baasaasta lõpuks – kokku 7623 vaatlust selliste prognoosidega,
2. T+1 prognoosid, mis olid tehtud uuritaval perioodil tulevase aasta kohta – kokku 7620 vaatlust selliste prognoosidega,
3. T+2 prognoosid, mis olid tehtud uuritaval perioodil ülejärgmise aasta kohta – kokku 7555 vaatlust selliste prognoosidega,
4. T+3 prognoosid, mis olid tehtud uuritaval perioodil kolm aastat ette – kokku 7526 vaatlust selliste prognoosidega.

Käesoleva magistritöö raames nimetatakse lühiajalisteks prognoosideks aasta lõpuks ning järgmiseks aastaks tehtud prognoose (vastavalt T+0 ja T+1), pikaajalisteks prognoosideks aga loetakse T+2 ja T+3 prognoose. Andmebaasist sai autor kätte nii analüütikute prognooside keskmist näitajat, kui ka selle mediaani. Lisaks võeti andmebaasist andmed ettevõtete realiseerunud (ehk realselt ettevõtte poolt raporteeritud) kasumist aktsia kohta. Selleks, et võrrelda analüütikute täpsust ja ettevõtet katvate analüütikute arvu, koguti andmed ka ettevõtte kasumiprognosi avaldanud analüütikute arvu kohta.

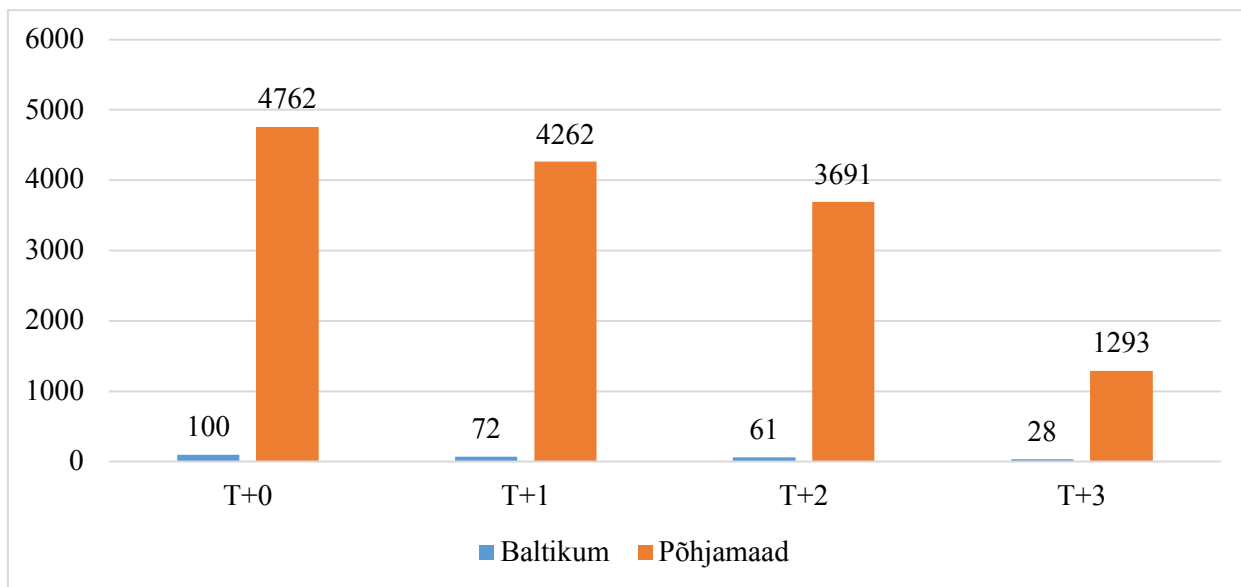
Algne valim puhastati sellistest vaatlustest, mis ei sisaldanud kogu vajaliku informatsiooni. Joonisel 2 on näha, et perioodil 2000-2014 prevaleerisid valimis just Rootsi ettevõtted, mis selgelt

viidab Rootsi kapitalituru kõrgele arengutasemele võrreldes teiste vaatluse all olevate kapitaliturgudega. Märkimisväärne arv noteeritud ettevõtteid on olnud ka Norra, Soome ja Taani börsidel, kuid Islandi ja Baltikumi riikide börsidel noteeritud ettevõtete arv oli vaadeldud perioodil tagasihoidlikum, mis omakorda võib muuta keeruliseks üldistuste tegemise selliste valimite kohta. Sellele asjaolule vaatamata, jätkati andmete kogumist kõikide eespool mainitud riikide lõikes.



Joonis 2. Algse valimi ettevõtete arvu jaotus riikide lõikes  
Allikas: autori koostatud

Pärast lõplikku andmete puhastamist, kui olid eemaldatud kõik need vaatlused, millede kasutamisel poleks võimalik võrrelda analüütikute prognooside täpsust naiivse juhusliku ekslemise mudeli baasil koostatud prognooside täpsusega, kahanes andmete maht märkimisväärselt. Lõpliku valimi vaatluste jaotust kõige paremini peegeldab joonis 3. Lõplikust valimist on välja võetud eelkõige ettevõtted, millel ei olnud konkreetsel perioodil katva(id) analüütiku(id). Selliste ettevõtete andmebaasist eemaldamine tuleneb sellest, et naiivse juhusliku ekslemise mudeli prognoos oleks pidanud olema võrreldud analüütikute prognoosidega, milles selle lõputöö põhimõte seisnebki. Järgmise sammuna eemaldati need ettevõtted, mis olid kaetud analüütiku(te) poolt, kuid millel puudus realiseerunud kasum aktsia kohta. Seda seetõttu, et selliste ettevõtete puhul ei saa tekitada prognoosi naiivse juhusliku ekslemise mudeli baasil.



Joonis 3. Lõpliku valimi vaatluste jaotus regioonide ja prognooside horisontide lõikes  
Allikas: autori koostatud

Nagu jooniselt 3 näha, kahanes vaatluste maht järjepidevalt prognoosiperioodi pikenemisega. Seejuures, esimese ja viimase prognoosimise ajahorisondi vaatluste mahud erinesid omavahel rohkem kui kolm korda. Selline olukord võib signaliseerida asjaolu, et analüütikud pööravad vähem tähelepanu pikaajalistele prognoosidele kuna nende töö tulemuslikkus on tõenäoliselt hinnatud just lühiajaliste prognooside täpsuse baasil ning väga suure tõenäosusega puudub analüütikutel selge informatsioon ettevõtte finantsilise väljavaade kohta mitme aasta pärast. Esimest asjaolu on korduvalt mainitud eelnevas teaduskirjanduses (Dechow *et al.* 2000).

Analüütikute prognooside täpsuse hindamiseks ja võrdlemiseks otsustati kasutada andmebaasist saadud kasumi aktsia kohta mediaani. Selline otsus tehti peamiselt põhjusel, et üldjuhul on keskmine mediaanist oluliselt rohkem mõjutatud äärmuslikest näitajatest, mis esinesid teatud määral ka magistr töö lõpliku valimi sees. See on peamine põhjus, miks autor otsustas jääda just mediaani näitaja juurde. Samuti võib antud valiku tegemist selgitada ka sellega, et sedasi autor järgib Lacina *et al.* (2011) lähenemist ning tagab sellega tulemuste parema võrreldavuse.

## 2.2. Analüütikute kasumiprognoside täpsuse hindamine

Käesoleva magistr töö raames võrreldakse analüütikute kasumiprognoside täpsust eraldi Baltikumis ning Põhjamaades võrreldes naiivse juhusliku ekslemise mudeli abil ehitatud

prognooside täpsusega. Lacina *et al.* (2011) käsitlekse kohtaselt juhusliku ekslemise mudeli abil tehtud prognoos väljendub järgmise valemi kujul:

$$RW_{T+\tau} = EPS_{T-1} \quad (1)$$

kus

$EPS_{T-1}$  – baasaastale eelneva aasta kasum aktsia kohta,

$\tau$  – aastate arv, mis näitab kuivõrd mitu aastat ette on tehtud prognoos,  $\{0, \dots, 3\}$ .

Sama lähenemist on oma töös kasutanud ka Bradshaw *et al.* (2012). Eespool toodud valemist on selgelt näha, et naiivse juhusliku ekslemise mudeli sisu seisneb selles, et järgmis(t)e aasta(te) prognoosina (antud juhul on selleks kasum aktsia kohta) prognoositakse baasaastale eelneva perioodi realiseerunud ettevõtte kasumit aktsia kohta. Autor kasutab analüütikute ja mudeli tulemuste võrdlemiseks prognoosi vea näitajat, mis on korrigeeritud prognoositava kasumiga aktsia kohta (*forecast error deflated by forecasted EPS*). Analüütikute prognooside täpsuse arvutamiseks kasutatud prognoosi vea on võimalik esitada valemi kujul järgnevalt (Lacina *et al.* 2011):

$$\frac{FE}{EPS} = \frac{|EPS_{T+\tau} - ANEPS_{T+\tau}|}{|ANEPS_{T+\tau}|} \quad (2)$$

kus

$EPS_{T+\tau}$  – realiseerunud kasum aktsia kohta  $\tau$  aasta pärast,

$ANEPS_{T+\tau}$  – analüütikute poolt prognoositud kasum aktsia kohta mediaan  $\tau$  aasta pärast,

$\tau = 0, \dots, 3$ .

Tegemist on ühe võimaliku viisiga, mis sobib analüütikute prognooside täpsuse hindamiseks. Alternatiivseks meetodiks oleks lähenemine, kus prognoosi viga korrigeeritakse aktsia hinnaga (näiteks hinnaga sel hetkel, kui oli avalikustatud viimane prognoos analüütikute poolt või mingil muul konkreetsel kuupäeval vahetult enne reaalse ettevõtte tulemuse avaldamist). Käesoleva magistritöö raames kasutati ainult kasumiga aktsia kohta korrigeeritud prognoosi viga kuna autoril ei õnnestunud kätte saada valimis olevate ettevõtete aktsiate hindu, mille abil prognoosi vea korrigeerimine oleks õigustatud ja põhjendatud. Tavaliselt sarnaste hindade saamiseks kasutatakse Compustat andmebaasi, millele autoril polnud ligipääsu. (Bradshaw *et al.* 2012; Lacina *et al.* 2011)

Prognoosi vea naiivse juhusliku ekslemise mudeli abil ehitatud prognooside täpsuse hindamiseks saab arvutada sarnaselt analüütikute prognooside täpsuse hindamiseks kasutatud valemiga:

$$\frac{FE}{EPS} = \frac{|EPS_{T+\tau} - STATEPS_{T+\tau}|}{|STATEPS_{T+\tau}|} \quad (3)$$

kus

$STATEPS_{T+\tau}$  – naiivse juhusliku ekslemise mudeli abil prognoositud kasum aktsia kohta  $\tau$  aasta pärast,  
 $\tau = 0, \dots, 3$ .

Autor on otsustanud kasutada lisaks eespool kirjeldatud prognoosi vea arvutamise viisile ka alternatiivset meetodit analüütikute ja statistilise mudeli prognooside vahelise täpsuse hindamiseks. Nimelt Lacina *et al.* (2011) märgivad, et alternatiivina analüütikute ja statistilise mudeli prognooside täpsuse võrdlemiseks võib võtta kasutusele ka suhtelise prognooside täpsuse meetodi (*relative forecast accuracy*). Suhtelise prognooside täpsuse arvutuse kohaselt võrreldakse koheselt analüütikute prognoosi viga naiivse juhusliku ekslemise mudeli prognoosi veaga üksteisest lahutamise teel. Valemi kujul saab suhtelise prognoosi täpsuse meetodit väljendada järgmiselt:

$$RFA = \frac{(|EPS_{T+\tau} - ANEPS_{T+\tau}| - |EPS_{T+\tau} - STATEPS_{T+\tau}|)}{|EPS_{T+\tau}|} \quad (4)$$

kus

$\tau = 0, \dots, 3$ .

Eespool kirjeldatud prognoosi vea (*forecast error*) kasutamisel peale prognoosivigade arvutamist peab omavahel võrdlema analüütikute ja aegrea mudeli prognooside vigu. Täpsemaks peetakse seda prognoosi, mille prognoosivea näitaja on olnud väiksem. Suhtelise prognoosi täpsuse (*relative forecast accuracy*) meetodi kasutamise korral on tulemuse interpreteerimine teistsugune: negatiivne (positiivne) näitaja tähendab analüütikute (statistilise mudeli) eelist teise võrreldava prognooside allika täpsuse suhtes.

Tulemuste võrreldavuse tagamiseks tehti läbi samasugused andmete korrigeerimised nagu esitatud Lacina *et al.* (2011) artiklis. Nimelt, korrigeeriti kõiki neid prognooside vigu, mis ületasid väärtust „1“ väärtusega „1“, suhtelise prognooside täpsuse väärtuseid, mis jäid alla väärtust „-1“ väärtusega „-1“ ning neid, mis jäid üle väärtuse „1“ väärtusega „1“. Selliseid väärtusi võib pidada äärmuslikeks ning eespool lühidalt kirjeldatud lähenemist võib nimetada valimis olevate andmete ühtlustamiseks (*winsorizing*).

Analüütikute ning naiivse juhusliku ekslemise mudeli abil koostatud prognoosi vea statistilise olulisuse kontrollimiseks ning järelduste tegemiseks kasutati mitteparameetrilist Wilcoxon testi. See tehti programmi SPSS abil. Wilcoxon testiga võrreldi täpselt sama vaatlust analüütikute ja juhusliku ekslemise mudeli abil koostatud prognoose. Mitteparameetrilise Wilcoxon testi eeliseks paaris t-testi ees on see, et Wilcoxon'i test ei eelda näitajate normaaljaotust (Rey, Neuhäuser 2011). Selline asjaolu omakorda tähendab, et Wilcoxon test peaks töötama hästi ka väiksemate vaatluste puhul (käesoleva töö raames on selliseks näiteks vaatluste arv Baltikumi turul prognoosimise horisondil T+3). Wilcoxon testi tegemisel püstitati järgmised hüpoteesid:

H0: valimite erisuste keskmine on 0,

H1: valimite erisuste keskmine ei ole 0.

Alternatiivne hüpotees võeti vastu olukorras, kui  $Z$  väärtus  $< -Z$  kriitiline või olukorras, kui  $Z$  väärtus  $> Z$  kriitiline. Ülejäänud olukordades jäädid nullhüpoteesi juurde.

Suhtelise prognoosi täpsuse statistilise olulisuse hindamisel kasutati ühe valimi t-testi. Antud juhul ühe valimi t-testi raames oli vaadeldud kas keskmine suhteline prognooside täpsuse näitaja on nullist oluliselt erinev. Sellest lähtuvalt olid püstitatud järgmised kahepoolsed hüpoteesid:

H0: keskmine suhteline prognooside täpsuse näitaja on 0,

H1: keskmine suhteline prognooside täpsuse näitaja ei ole 0.

Prognoosi suhtelise täpsuse kasutamisel alternatiivne hüpotees võeti vastu olukordades, kui  $t$  statistiline  $< -t$  kriitiline või olukorras, kui  $t$  statistiline  $> t$  kriitiline. Teistes olukordades võeti vastu nullhüpotees. Järgmises alapeatükis kirjeldatakse kuidas viidi läbi analüütikutepoolse ettevõtte katmise sageduse ja prognooside täpsuse seose hindamine.

### **2.3. Analüütikute kasumiproгноoside täpsuse ja ettevõtte katmise seose hindamine**

Töö viimase sammuna uuriti, kas analüütikute katmise sagedus mõjutab kuidagi kaetavate analüütikute prognooside täpsust. Selleks jaotati kõikide uuritavate prognoosimishorisontide lõikes vaatlused kaheks grupiks: esimeses olid kõik vaatlused, millede kohta oli väljastatud kuni kolm analüütikute poolset prognoosi ettevõtte kasumi kohta (hõre analüütikute katmine), teises aga kõik vaatlused, millede eripäraks oli kõrge analüütikute katmine (sisaldas üle kolme analüütikutepoolse prognoosi). Järgmise sammuna võrreldi omavahel kahe valimi t-testi abil, kas



võrreldavate vaatluste prognooside vea keskmised on üksteisest oluliselt erinevad. Vastav kahepoolne hüpotees oli järgmine:

H0: keskmine valimite prognoosivea näitaja ei erine oluliselt,

H1: keskmine valimite prognoosivea näitaja erineb oluliselt.

T-testi tulemusena võeti vastu alternatiivne hüpotees olukordades, kui  $t$  statistiline  $< -t$  kriitiline või olukorras, kui  $t$  statistiline  $> t$  kriitiline. Teistes olukordades võeti vastu nullhüpotees. Eelnevalt võrreldavad valimite grupid olid testitud ka F-testi abil selleks et vaadata, kas tegemist on võrdsete dispersioonide valimitega või mitte.

Samuti võrreldi kuidas erineb analüütikutepoolsete ja aegrea mudeli abil tehtud prognooside informatiivsuse maht ettevõtte tulevase kasumlikkuse kohta. Seda vaadeldi nii analüütikute katmise sageduse, kui ka prognoosihorisoni pikendamise aspektist lähtuvalt. Viimaks võrreldi ka riikidevahelist aegrea mudeli eksimuse ulatust võrreldes ettevõtte poolt raporteeritud tulemustega. Vastavate testide ning nende tulemuste põhjal järelduste tegemiseks kasutati järgmist regressioonimudelit:

$$\frac{EPS_{T+\tau}}{EPS_{T-1}} - \frac{STATEPS_{T+\tau}}{EPS_{T-1}} = \alpha_1 + \beta \left( \frac{ANEPS_{T+\tau}}{EPS_{T-1}} - \frac{STATEPS_{T+\tau}}{EPS_{T-1}} \right) + \alpha_2 D_2 + \alpha_3 D_3 + \alpha_4 D_4 + \alpha_5 D_5 + \alpha_6 D_6 + \alpha_7 D_7 + \alpha_8 D_8 + \varepsilon_{T+\tau} \quad (5)$$

kus

$EPS_{T-1}$  – baasaastale eelneva aasta kasum aktsia kohta,

$D_2$  – Soome riiki esitav fiktiivmuutuja,

$D_3$  – Norra riiki esitav fiktiivmuutuja,

$D_4$  – Taani riiki esitav fiktiivmuutuja,

$D_5$  – Leedu riiki esitav fiktiivmuutuja,

$D_6$  – Eesti riiki esitav fiktiivmuutuja,

$D_7$  – Läti riiki esitav fiktiivmuutuja,

$D_8$  – Islandi riiki esitav fiktiivmuutuja,

$\varepsilon_{T+\tau}$  – jääkliige.

Eespool esitatud regressioonimudelis olev  $\beta$  koefitsient näitab prognooside informatiivsuse mahtu. Juhul, kui  $\beta$  võrdub ühega, on kogu informatiivsus tulevase ettevõtte kasumi kohta esitatud analüütikute prognooside poolt. Olukorras, kui  $\beta$  võrdub nulliga, naiivne juhusliku ekslemise mudel võtab kogu informatiivsuse esitamist tulevase ettevõtte kasumi kohta enda peale. Informatiivsuse uurimine on oluline kuna isegi vähem täpsed prognoosid võivad sisaldada enda sees informatsiooni ettevõtte tulevase kasumlikkuse kohta, mida ei sisalda täpsem prognoos. (Lacina *et al.* 2011) Antud lähenemist kasutati eespool mainitud seose hindamiseks sellisena, et

autor on jaotanud iga prognoosi horisondi kaheks alamvalimiks: üks sisaldas vaatlusi, kus oli esitatud 1 kuni 3 analüütikutepoolset prognoosi (ehk hõre analüütikute katmine), teine aga sisaldas kõiki vaatlusi, kus oli esitatud 4 ja rohkem analüütikute prognoosi. Autori jaoks käesoleva analüüsi eesmärgiks oli saada aru, kas kõrgema analüütikute katmisega ettevõtete puhul  $\beta$  koefitsient on suurem, kui hõredama katmisega ettevõtete puhul. Samuti oluline oli aru saada kuidas  $\beta$  koefitsiendi väärtus muutub ajas – ehk kas pikemateks perioodideks statistilise aegrea mudeli abil ehitatud prognoosid esitavad järjest rohkem informatiivsust ettevõtte tulevase kasumlikkuse kohta, kui lühemate prognoosimishorisontide korral. Autori poolt oli läbi viidud ka  $\beta$  koefitsiendi statistilise olulisuse testimine. Nimelt autor on võtnud kasutamisele Wald testi ning testinud järgmiseid hüpoteese:

H0:  $\beta$  koefitsiendi väärtus on võrdne 0,5,

H1:  $\beta$  koefitsiendi väärtus ei ole võrdne 0,5.

Olulisuse nivooks antud juhul oli valitud 0,05. Alternatiivse hüpoteesi võeti vastu olukorras, kui p-väärtus oli  $< 0,05$ . Juhul kui p-väärtus oli  $> 0,05$ , jäädi nullhüpoteesi juurde. Wald testi läbi viimise abil on võimalik järeldada, kas saadud  $\beta$  koefitsiendi väärtus on statistiliselt oluline selleks, et väita, kelle prognoosid on sisaldanud rohkem informatiivsust. Juhul kui  $\beta$  koefitsiendi väärtus on statistiliselt olulisel määral erinev väärtusest 0,5, siis me saame teha lõpliku järelduse, et analüütikute või aegrea mudeli prognoosid tõepoolest sisaldavad rohkem informatiivsust (sõltuvalt sellest, kas  $\beta$  koefitsiendi väärtus on alla 0,5 või üle selle).

Kasutatud fiktiivsete muutujate hulgas baasmuutujaks oli autori poolt alati valitud Rootsi turg kui kõige rohkem arenenud kapitaliturg vaadeldud riikide seast ning kõik järeldused olid järelikult tehtud kontekstis „võrreldes Rootsi börsil noteeritud ettevõtetega“. Selline lähenemine võimaldas autoril vaadata kas riikide lõikes esineb mingeid erisusi aegrea mudeli eksimuse ulatuses ettevõtete poolt raporteeritud tulemuste suhtes võrreldes Rootsiiga. Regressiooni analüüs viidi läbi kasutades programmi EViews.

### 3. TULEMUSED JA JÄRELDUSED

#### 3.1. Analüütikute kasumiprognoside täpsus

Autor soovib käesoleva alapeatükki alguses esitada eelkõige kokkuvõtliku tabeli 2 keskmiste analüütikute ja kasutatud aegrea mudeli abil ehitatud prognooside prognoosivigade kohta kõikide uurimuse all olevate regioonide ja riikide lõikes. Täismahus kirjeldava statistika tabel kogu andmebaasis olevate vaatluste kohta on esitatud lisas 1.

Tabel 2. Keskmised prognoosivead kõikide uuritavate regioonide ja riikide lõikes

Regioon	T+0		T+1		T+2		T+3	
	Analüütik	Mudel	Analüütik	Mudel	Analüütik	Mudel	Analüütik	Mudel
Kogu valim	0,2846	0,4985	0,4437	0,5775	0,4882	0,6134	0,4765	0,5956
Baltikum	0,3110	0,5030	0,4463	0,5871	0,4012	0,5180	0,3350	0,5900
Põhjamaad	0,2841	0,4984	0,4437	0,5774	0,4897	0,6149	0,4796	0,5957
Rootsi	0,2614	0,4595	0,4036	0,5373	0,4467	0,5754	0,4085	0,5418
Norra	0,3634	0,5677	0,5297	0,6295	0,5766	0,6610	0,6018	0,6767
Taani	0,2597	0,5123	0,4373	0,6122	0,5016	0,6815	0,4676	0,6640
Soome	0,2450	0,4707	0,4139	0,5586	0,4567	0,5813	0,4448	0,5267
Island	0,2352	0,9558	1,0000	0,7333	-	-	-	-
Eesti	0,3403	0,5207	0,4659	0,5994	0,4299	0,5466	0,4222	0,6583
Läti	0,3925	0,5087	0,5304	0,6218	0,5452	0,5912	0,5134	0,6940
Leedu	0,2034	0,4581	0,3455	0,5328	0,2241	0,3851	0,0827	0,4058

Allikas: autori koostatud

„-“, andmed puuduvad

Kogu kasutatud valimi kontekstis väärib kindlasti tähelepanu eelkõige analüütikute prognooside vea dünaamika prognoosimishorisoni pikenemisel. Selgelt on näha, et analüütikute kõige väiksem prognooside viga esineb T+0 horisondil ning seejärel antud näitaja kasvab prognoosimishorisoni pikenemisega kaasa. Samas huvitav on see, et T+3 horisondil analüütikute prognoosiviga veidi väheneb võrreldes T+2 horisonniga. Tõenäoliselt selline asjaolu signaleerib seda, et prognoosivea dünaamikal on olemas oma lõpp-punkt, millest edasi analüütikute prognoosivead enam ei suurene. Täpselt samasugust dünaamikat näitab ka keskmine prognoosiviga kasutatud aegrea mudeli abil koostatud prognooside kontekstis. Kindlasti väärib tähelepanu see, et aegrea mudeli abil koostatud prognoosid on olnud alguses oluliselt vähem täpsed, kuid prognoosimishorisoni pikenemisel prognoosiviga vahe väheneb. Riikide lõikes võib

täheldada tendentsi, et lühiperioodi Eesti ja Läti ettevõtete analüütikute prognoosid on vähem täpsed teistest riikidest. Sama ei saa väita aegrea mudeli täpsuse kohta. Regioonide baasil saadud tulemusi käsitletakse lähemalt järgnevas alapeatükis.

### 3.1.1. Analüütikute kasumiprognoside täpsus NASDAQ OMX Baltikumi börsidel

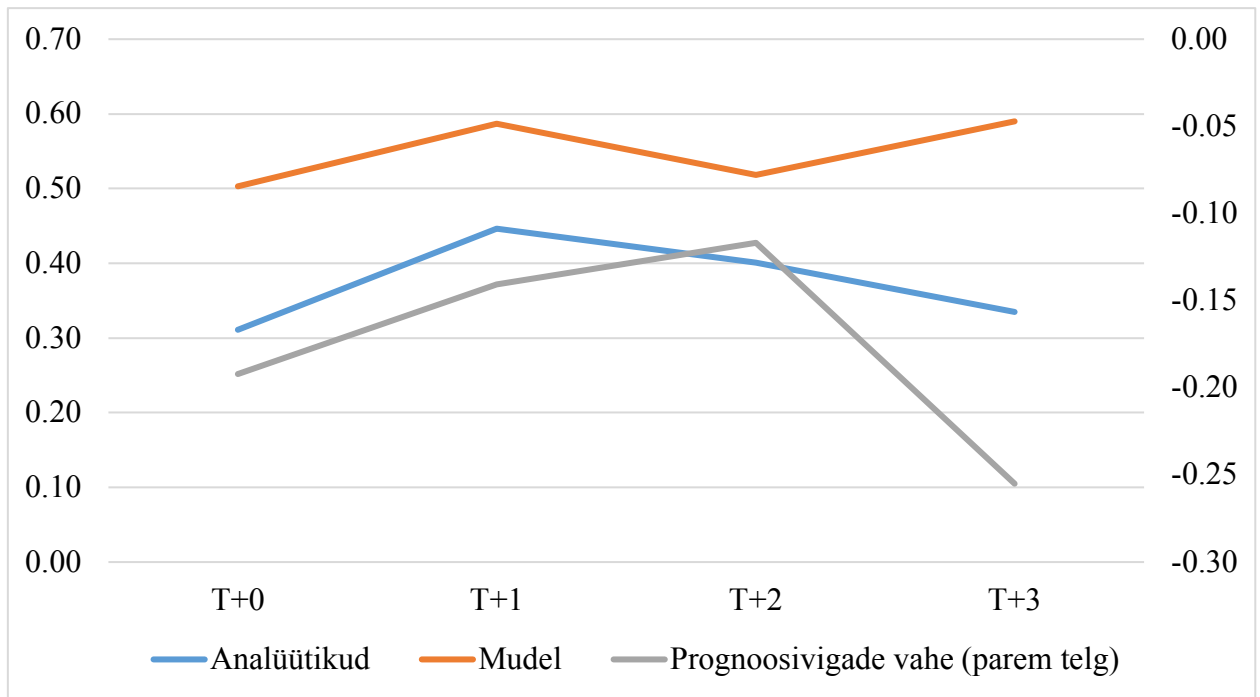
Järgnevalt keskendub autor kasumiprognoside täpsuse võrdlemiseks analüütikute ja kasutatud aegrea mudeli vahel Baltikumi börsidel noteeritud ettevõtetele (vt tabelit 3).

Tabel 3. Wilcoxon testi tulemused prognooside vigade võrdlemisel Baltikumi börsidel noteeritud ettevõtete näitel

Horisont	Prognooside liik	Keskmine prognooside viga	Prognoosivigade vahe	Z-statistik	p-väärtus
T+0	Analüütikud	0,311	-0,192	-5,726	0,000
	Stat. mudel	0,503			
T+1	Analüütikud	0,446	-0,141	-2,629	0,009
	Stat. mudel	0,587			
T+2	Analüütikud	0,401	-0,117	-1,574	0,115
	Stat. mudel	0,518			
T+3	Analüütikud	0,335	-0,255	-2,378	0,017
	Stat. mudel	0,590			

Allikas: autori koostatud

Eespool toodud tulemustest on selgelt näha, et prognooside horisontide pikenemisega prognoosivigade vahe stabiilselt väheneb ehk läheneb nullile (v.a. olukorras, kui horisondil T+3 analüütikute ja naiivse juhusliku ekslemise mudeli prognoosivigade vahe järsult suurenes võrreldes T+2 horisondiga). Vaatamata sellisele prognoosivigade vahe dünaamikale, on näha, et iga horisondi lõikes prognoosivea vahe näitaja on jäänud negatiivseks. See tähendab, et naiivse juhusliku ekslemise mudeli abil ehitatud prognoosid on olnud keskmiselt analüütikute prognoosidest vähem täpsed. Samuti juhib autor tähelepanu sellele, et p-väärtuste kohaselt peaks kõikide ajahorisontide (v.a. horisont T+2) puhul vastu võtma alternatiivse hüpoteesi, mis tähendab, et valimite keskmine erisus ei võrdu nulliga ehk valimite keskmised prognoosivead on üksteisest oluliselt erinevad. T+2 horisondi puhul jäädakse nullhüpoteesi juurde, mis tähendab, et valimite keskmine erisus võrdub nulliga ja olulist erinevust analüütikute ja juhusliku ekslemise mudeli täpsuste vahel ei esine. Joonisel 4 on selgelt näha analüütikute ning kasutatud naiivse juhusliku ekslemise mudeli prognoosivigade dünaamika prognoosimishorisondi pikenemisel.



Joonis 4. Proгноosivigade dünaamika Baltikumi börsidel noteeritud ettevõtete näitel  
Allikas: autori koostatud

Otsides põhjust miks T+3 horisondil analüütikute prognooside täpsus uuesti järsult paraneb võrreldes statistilise mudeli täpsusega, leiab autor, et T+3 horisondil on olnud märkimisväärselt suur osakaal naiivse juhusliku ekslemise mudeli prognoosivigu, mis olid ühtlustatud ehk kõik sellised prognooside vead, mis ületasid väärtust „1“ ja olid asendatud väärtusega „1“. Autori arvutuste kohaselt kogu alamvalimist (28 vaatlust) kokku 13 ehk 46% on olnud ühtlustatud. Samas analüütikute prognooside vigade väärtustes oli ühtlustatud ainult 1 vaatlus ehk 3,6% kogu alamvalimist. Selline asjaolu võib autori hinnangul viia järelduseni, et üsna väikestel turgudel võib naiivse juhusliku ekslemise mudeli prognoosimise tulemuslikkus hakata ühest hetkest halvenema kuna valimi sisse satub märkimisväärselt palju äärmuslikke tulemusi, mida analüütikud suudavad oma prognoosides ennustada täpsemalt, kui lihtne statistiline aegrea mudel. Järgnevalt on tabelis 4 toodud kokkuvõtlikud t-testide tulemused, mis olid saadud kasutades alternatiivset prognooside täpsuse hindamise meetodi.

Tabel 4. t-testide tulemused suhtelise prognooside täpsuse võrdlemisel Baltikumi börsidel noteeritud ettevõtete näitel

Horisont	Keskmine erisus	t-statistik	p-väärtus
T+0	-0,2460	-4,9930	0,0000
T+1	-0,1780	-2,8510	0,0060
T+2	-0,0680	-0,8580	0,3940
T+3	-0,1730	-1,5270	0,1380

Allikas: autori koostatud

Eespool toodud prognooside suhtelise täpsuse tulemusi presenteeritavas tabelis 4 on samuti näha, et prognooside horisondi pikenedes keskmine erisus paraneb (väheneb), mis viitab kas analüütikute prognooside täpsuse halvenemisele või aegrea mudeli täpsuse paranemisele. Antud juhul keskmine prognooside vigade erisus võib-olla esitatud ka protsentides, kui korrutada eespool toodud tulemust sajaga. Nagu näha, prognooside täpsuse erisus on kahanenud 24,6% horisondil T+0 kuni 6,8% horisondil T+2. Ka suhtelise prognooside täpsuse meetodi kasutamisel T+3 horisondil, on statistilise mudeli abil koostatud prognoosid näidanud halvemat täpsust, kui prognoosid horisondil T+2. Autori hinnangul on tegemist täpselt sama põhjusega, mida kirjeldati eelmise prognooside täpsuse mõõtmise meetodi juures – põhjus seisneb selles, et T+3 horisondi alam-valimi sees esineb märkimisväärselt palju ühtlustatud andmeid, mis asendavad peamiselt naiivse juhusliku ekslemise mudelis olevaid äärmuslikke tulemusi (väärtusega suurem kui 1). Rääkides püstitatud hüpoteeside testimise tulemustest, on selgelt näha, et T+0 ja T+1 ajahorisontide puhul peab vastu võtma alternatiivse hüpoteesi. See tähendab, et prognooside horisontidel T+0 ja T+1 keskmine suhteline prognooside täpsuse näitaja erineb oluliselt nullist. T+2 ja T+3 horisontide puhul peab jääma nullhüpoteeside juurde, mis omakorda tähendab, et keskmine suhteline prognooside täpsuse näitaja ei erine oluliselt nullist.

Läbi viidud testide põhjal on võimalik jõuda järeldusele, et analüütikute lühiajalised prognoosid Baltikumi börsidel on selgelt täpsemad, kui kasutatud aegrea mudeli abil ehitatud prognoosid. Wilcoxon'i testi põhjal on võimalik öelda, et prognoosivigade vahe on üldjuhul statistiliselt oluline ehk prognooside täpsus erineb statistiliselt oluliselt määral. Ka absoluutväärtustest rääkides autori hinnangul prognoosivigade vahe 19,2% ja 14,1% tundub olevat märkimisväärne. Suhteline prognooside täpsuse meetod kinnitab neid tulemusi. Pikaajaliste prognooside lõikes on tulemused vähem selged. Ühest küljest T+2 horisondil on näha kõige väiksemat prognoosivigade vahet ning vastuvõetav hüpoteesi kohaselt olulist erinevust analüütikute ja juhusliku ekslemise mudeli täpsuste vahel ei esine, teisest küljest aga T+3 horisondil aegrea mudeli täpsus taaskord halveneb võrreldes analüütikute prognooside täpsusega. Ka Wilcoxon testi põhjal T+3 prognoosimishorisondil jäädakse alternatiivse hüpoteesi juurde ehk prognooside täpsused on statistiliselt oluliselt erinevad. Suhtelise prognoosivea kohaselt T+3 horisondil jäädakse nullhüpoteesi juurde, mis tähendab, et prognooside täpsuse näitaja ei erine oluliselt nullist ehk prognooside täpsused on sarnased.

### 3.1.2. Analüütikute kasumiprognoside täpsus NASDAQ OMX Põhjamaade börsidel

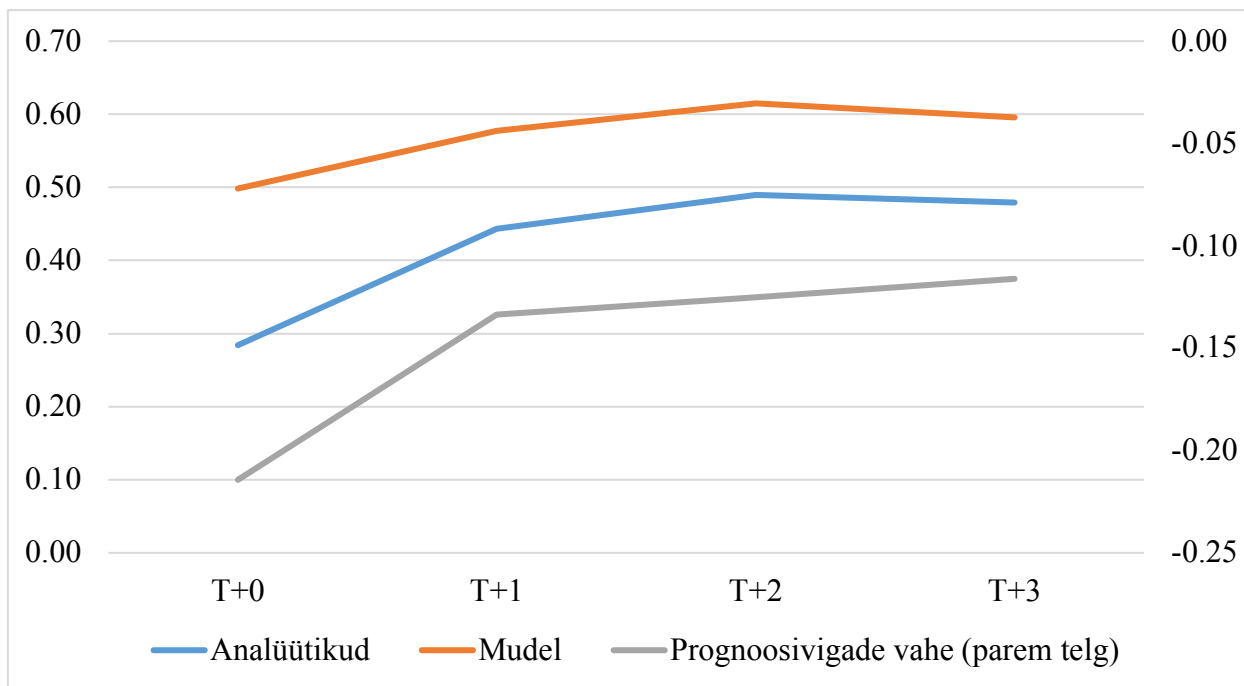
Käesolevas alapeatükis esitatakse tulemused, mis saadi eelmises alapeatükis kasutatud meetodite abil, aga seekord seda tehti Põhjamaade riikide börsidel noteeritud ettevõtete andmete baasil. Nagu töö empiirilise osa alguses oli näidatud, Põhjamaade ettevõtetest koosnev alam-valim on oluliselt suurem kui Baltikumi riikide ettevõtetest koosnev. See omakorda võib tähendada, et turul võib potentsiaalselt esineda vähem erinevaid ebaefektiivsuse märke. Analüütikute ja naiivse juhusliku ekslemise mudeli prognooside vigade võrdlus on esitatud kokkuvõtvalt tabelis 5.

Tabel 5. Wilcoxon testi tulemused prognooside vigade võrdlemisel Põhjamaade börsidel noteeritud ettevõtete näitel

Horisont	Prognooside liik	Keskmine prognooside viga	Prognoosivigade vahe	Z-statistik	p-väärtus
T+0	Analüütikud	0,2840	-0,2140	-37,3250	0,0000
	Stat. mudel	0,4980			
T+1	Analüütikud	0,4440	-0,1330	-22,3290	0,0000
	Stat. mudel	0,5770			
T+2	Analüütikud	0,4900	-0,1250	-17,9780	0,0000
	Stat. mudel	0,6150			
T+3	Analüütikud	0,4800	-0,1160	-9,5080	0,0000
	Stat. mudel	0,5960			

Allikas: autori koostatud

Eespool toodud tabelist on selgelt näha, et ka Põhjamaade turgudel prognoosimise horisondi pikenedes prognoosivigade vahe väheneb, mis võib viidata sellele, et naiivse juhusliku ekslemise mudeli abil ehitatud prognooside täpsus paraneb võrreldes analüütikute prognooside täpsusega. Samas on selgelt näha asjaolu, et ka kolm aastat ette tehtud prognooside täpsuse hindamisel naiivse juhusliku ekslemise mudeli abil tehtud prognooside täpsus jääb analüütikute prognooside täpsusele alla kuna prognoosivigade vahe väärtus jääb jätkuvalt negatiivseks. Täpsuse vahe suurus on jätkuvalt üle 10% (T+3 horisondi puhul täpsus erineb 11,6% võrra), mis on autori hinnangul märkimisväärne erinevus. Väärrib mainimist ka see, et p-väärtusest tulenevalt peaks iga prognoosimise horisondi puhul jääma sisuka hüpoteesi juurde, mis tähendab, et valimite keskmine erisus ei võrdu nulliga ehk valimite keskmised on üksteisest oluliselt erinevad. See kinnitab, et täpsuste vahe on erinev statistiliselt olulisel määral. Nagu ka eelmises alapeatükis oli tehtud, esitatakse järgmisel joonisel 5 prognoosivigade dünaamikat prognoosimishorisondi pikenedes.



Joonis 5. Prognosivigade dünaamika Põhjamaade börsidel noteeritud ettevõtete näitel  
Allikas: autori koostatud

Järgmine tabel 6 näitab t-testide tulemusi alternatiivse prognooside täpsuse hindamise meetodi kasutamise korral.

Tabel 6. t-testide tulemused suhtelise prognooside täpsuse võrdlemisel Põhjamaade börsidel noteeritud ettevõtete näitel

Horisont	Keskmine erisus	t-statistik	p-väärtus
T+0	-0,2980	-46,2880	0,0000
T+1	-0,1370	-16,6430	0,0000
T+2	-0,0320	-3,2630	0,0010
T+3	0,0590	-3,5960	0,0000

Allikas: autori koostatud

Tabelist 6 on näha, et alternatiivse prognooside täpsuse hindamise meetodi kasutamise korral on naiivse juhusliku ekslemise mudel olnud T+3 ajahorisondi korral esmakordselt täpsem, kui analüütikute prognoosid. Samuti on selgelt näha, et prognooside horisondi pikenedes analüütikute ja statistilise aegrea mudeli täpsuse vahe järjepidevalt väheneb. Tabelis 6 välja toodud p-väärtuste kohaselt peab iga prognoosi ajahorisondi korral jääma alternatiivse hüpoteesi juurde, mis tähendab, et keskmine suhteline prognooside täpsuse näitaja erineb oluliselt nullist. Nagu näha, T+2 keskmine erisus prognooside täpsuse vahel on vaid 3.2%, mis võib tunduda absoluutväärtuses mitte nii suure vahena. Samas, p-väärtuse kohaselt peab jätkuvalt jääma alternatiivse hüpoteesi juurde, mis tähendab, et ka selline täpsuse vahe on statistiliselt oluline ja



ka sellel korral analüütikud on jätkuvalt täpsemad. Autori hinnangul väärivad leitud tulemused tähelepanu kuna need olid saavutatud Põhjamaade börsidel noteeritud ettevõtete andmetega. Kuna Põhjamaade kapitaliturg oma mahu poole pealt on üsna arenenud turg, tõenäoliselt võivad selle põhjal saadud tulemused olla üldjuhul üle kantavad ka laiemalt. Taas oli näha, et lühiajaliste prognooside lõikes on analüütikute prognoosid oluliselt täpsemad, kui aegrea mudeli abil ehitatud prognoosid. Samas, pikaajaliste prognooside kohta on taaskord välja tulnud erinevad tulemused. Nimelt prognoosivea meetodi kasutamise korral on näha, et analüütikud on jätkuvalt oluliselt täpsemad, kui aegridade mudelid ning vastuvõetava hüpoteesi kohaselt on täpsuste vahed oluliselt erinevad. Teisest küljest, suhtelise prognooside täpsuse meetod näitas, et T+3 horisondil on aegrea mudel teinud täpsemaid prognoose ettevõtete kasumi kohta Põhjamaade börsidel noteeritud ettevõtete näitel ning saadud keskmine erisus on statistiliselt oluline.

### 3.2. Kasumiprognoside täpsuse seosed analüütikutepoolse ettevõtete katmise sagedusega

Antud alapeatükis keskendutakse uurimusküsimusele – kas analüütikute katmise sageduse ja prognooside täpsuse vahel on olemas statistiliselt oluline seos. Järgnevalt on esitatud läbi viidud f- ja t-testide tulemused, mille põhjal tehakse järeldus analüütikutepoolse katmisaktiivsuse ja analüütikute prognooside täpsuse seose olemasolu või selle puudumise kohta.

Tabel 7. F- ja t-testide tulemused analüütikute katmisaktiivsuse ja analüütikute prognooside täpsuse seose kohta

<b>T+0</b>	F-testi kriitiline väärtus	F-testi empiiriline väärtus	t-testi kriitiline väärtus	t-testi empiiriline väärtus	Keskmine prognoosiviga	Vastuvõetav hüpotees
Hõre katmine	1,0701	1,4898	1,9606	15,2063	0,3726	<b>H1</b>
Aktiivne katmine					0,2251	
<b>T+1</b>						
Hõre katmine	1,0754	1,1636	1,9607	11,5569	0,5253	<b>H1</b>
Aktiivne katmine					0,3955	
<b>T+2</b>						
Hõre katmine	1,0818	1,0831	1,9608	9,3903	0,5594	<b>H1</b>
Aktiivne katmine					0,4482	
<b>T+3</b>						
Hõre katmine	1,2083	1,1936	1,9618	3,8886	0,4914	<b>H1</b>
Aktiivne katmine					0,3889	

Allikas: autori koostatud

Tabelist 7 on eelkõige näha, et hõreda katmise korral on analüütikute prognoosivead alati suuremad, kui aktiivse analüütikutepoolse katmise korral. Samuti on näha, et läbi viidud t-testide põhjal jäädi iga prognoosimishorisoni korral alternatiivse hüpoteesi juurde. See omakorda tähendab, et võrreldavate valimite keskmised prognoosivigade näitajad on üksteisest statistiliselt oluliselt erinevad. Sellised tulemused kinnitavad varasemalt kirjeldatud teooriat, mille kohaselt tekib kõrgema analüütikutepoolse katmisaktiivsuse puhul turule tekib rohkem informatsiooni ja seeläbi analüütikutel õnnestub teha täpsemaid prognoose ettevõtte tulemuslikkuse kohta. Seega võib tekkida küsimus kas hõreda katmisaktiivsusega analüütikute prognoosid väärivad usaldamist ja kasutamist või alternatiivina sellistes olukordades võib eelistada aegrea mudeli abil koostatud prognoose.

Järgnevalt on esitatud kaks tabelit (tabel 8 ja tabel 9) regressioonanalüüsi tulemustega. Autor soovib siinkohal pöörata tähelepanu ka sellele, et testide tegemisel oli alati läbi viidud White'i test selleks, et kontrollida heteroskedastiivsuse esinemist regressiooni mudelis. Kõikides kaheksas olukorras (4 hõreda ning 4 kõrge katmisaktiivsuse korral) esines heteroskedastiivsus, mille tõttu vähimruutude meetodil hindamise raames olid kasutatud kohandatud standardvigu.

Tabel 8. Regressiooni analüüsi tulemused hõreda katmisega ettevõtete puhul

Selgitav muutuja	T+0		T+1		T+2		T+3	
	Koef.	Stat, olulisus	Koef.	Stat, olulisus	Koef.	Stat, olulisus	Koef.	Stat, olulisus
$\alpha$	-0,0064		-0,0051		-0,0135		0,0688	*
$\beta$	0,8119	***	0,5402	***	0,4648	***	0,4441	***
D <sub>2</sub>	0,0158		-0,0585		-0,0750		-0,0721	*
D <sub>3</sub>	0,0246		-0,0018		-0,0124		-0,2724	***
D <sub>4</sub>	0,0180		-0,0025		-0,0063		-0,0420	
D <sub>5</sub>	-0,0084		-0,0380		0,0967		0,1076	
D <sub>6</sub>	-0,0583		-0,1100		-0,2066	**	-0,3075	**
D <sub>7</sub>	-0,0065		-0,0996		-0,2543		-0,0589	
D <sub>8</sub>	-0,0593		-0,6767		-0,5469	***	-	-
Wald test	p=0,0000		p=0,0689		p=0,1360		p=0,0291	

Allikas: autori arvutused EViews tarkvaras  
 Statistiline olulisus: \*\*\* p<0,01, \*\* p<0,05, \* p<0,1  
 „-“, andmed puuduvad

Eespool toodud tabelist 8 on eelkõige selgelt näha, et prognooside horisondi pikenemisega, kahaneb järjepidevalt ka koefitsiendi  $\beta$  väärtus (väärtusest 0,8119 horisondil T+0 väärtusele 0,4441 horisondil T+3). Tegemist on iga uuritava horisondi puhul statistiliselt olulise nähtusega ning seda võib tõlgendada järgmiselt – analüütikute poolt tehtud lühiajalised prognoosid sisaldavad oluliselt rohkem informatiivsust ettevõtte tulevase kasumi kohta, kui aegrea mudeli abil ehitatud lühiajalised prognoosid. Alates horisondist T+2 koefitsiendi  $\beta$  väärtus on väiksem, kui 0,5 ning järelikult aegrea mudeli abil koostatud pikaajalised prognoosid sisaldavad rohkem informatiivsust ettevõtte tulevase kasumi kohta, kui analüütikute pikaajalised prognoosid hõreda katmisega ettevõtete puhul. Wald testi tulemused näitavad, et T+0 ning T+3 horisontide puhul peab jääma alternatiivse hüpoteesi juurde ehk saadud  $\beta$  koefitsiendi väärtus erineb testitavast väärtusest 0,5 statistiliselt olulisel määral. Samas on näha, et T+1 ja T+2 horisontide korral jäädakse alternatiivse hüpoteesi juurde, mille kohaselt saadud  $\beta$  väärtus ei erine statistiliselt olulisel määral väärtusest 0,5. T+0 ja T+3 horisontide korral saadud tulemused on kooskõlas Lacina *et al.* (2011) tulemustega ning viitavad sellele, et analüütikutel ei ole üldjuhul olemas oluliselt rohkem informatsiooni ettevõtte pikaajalise tulemuslikkuse kohta, mille tõttu ka nende prognooside täpsus võib kahaneda võrreldes statistilise mudeli omaga. Kui vaadata konstant  $\alpha$  väärtusi, siis eelkõige tasub välja tuua seda, et ainult T+3 horisondi puhul antud näitaja on saanud statistiliselt oluliseks (olulisuse nivool 0,1). See, et konstant  $\alpha$  kannab T+3 horisondil positiivset väärtust võib olla tõlgendatud kui asjaolu, et Rootsi börsil noteeritud ettevõtete näitel statistiline mudel on prognoosinud horisondile T+3 konservatiivsemaid tulemusi võrreldes reaalselt ettevõtete poolt raporteeritud tulemustega.

Analüüsides fiktiivsete muutujate väärtusi tasub eelkõige pöörata tähelepanu sellele, et lühiajaliste horisontide puhul (T+0 ning T+1) ei osutunud ükski fiktiivse muutuja tunnus statistiliselt oluliseks. Seega nende väärtuste tõlgendamist ei ole võimalik usaldusväärselt teostada. T+2 horisondil Eesti ja Islandi riike kirjeldatavad fiktiivsete muutujate väärtused on mõlemad statistiliselt olulised (vaatavalt olulisuse nivool 0,05 ning 0,01). Samuti mõlemad tunnused kannavad negatiivset väärtust, mis viitab sellele, et võrreldes Rootsiiga on sõltuv muutuja nende riikide puhul olnud väiksem. See omakorda tähendab et Eesti ning Islandi börsidel noteeritud ettevõtete näitel naiivse juhusliku ekslemise mudel on eksinud reaalsetest raporteeritud ettevõtte tulemustest suuremas ulatuses, kui Rootsi börsil kasutatud naiivne juhusliku ekslemise mudel. Negatiivne märk tähendab, et statistiline mudel on prognoosinud ettevõtete tulevaste aastate kasumit suuremaks, kui ettevõtete poolt reaalselt raporteeritud kasum võrreldes Rootsi börsil noteeritud ettevõtetega. Horisondil T+3 kolme fiktiivse muutuja tunnused on osutunud oluliseks – vastavalt Soome, Norra

ja Eesti börs kirjeldavad muutujad (olulisuse nivoodel vastavalt 0,1, 0,01 ning 0,05). Nii Soome, Norra, kui Eesti börs kirjeldavad fiktiivsete muutujate väärtused kannavad samuti negatiivseid väärtusi, mis taaskord viitab sellele, et võrreldes Rootsi on sõltuv muutuja väiksem. Rääkides aegrea mudelite eksimuse ulatusest teistel turgudel võrreldes Rootsi võib väita, et tegemist on enamasti märkimisväärse ulatusega. T+2 horisondil on antud ulatus olnud 20,66% Eesti puhul ning 54,69% Islandi puhul võrreldes Rootsi. T+3 horisondil antud ulatus oli 7,21% Soome puhul, 27,24% Norra puhul ning 30,75% Eesti puhul.

Järgmises tabelis 9 on esitatud regressiooni analüüsi tulemused kõrge ettevõtete katmisaktiivsusega valimi näitel.

Tabel 9. Regressiooni analüüsi tulemused kõrge katmisega ettevõtete puhul

Selgitav muutuja	T+0		T+1		T+2		T+3	
	Koef.	Stat, olulisus	Koef.	Stat, olulisus	Koef.	Stat, olulisus	Koef.	Stat, olulisus
$\alpha$	0,0332	***	0,0089		0,0122		0,0071	*
$\beta$	0,9292	***	0,6656	***	0,5691	***	0,5636	***
D <sub>2</sub>	-0,0131		-0,0198		-0,0762	*	-0,0909	
D <sub>3</sub>	-0,0035		-0,1013	***	-0,1466	***	0,1085	
D <sub>4</sub>	-0,0116		-0,0149		-0,0249		0,0641	
D <sub>5</sub>	-	-	-	-	-	-	-	-
D <sub>6</sub>	-	-	-	-	-	-	-	-
D <sub>7</sub>	-	-	-	-	-	-	-	-
D <sub>8</sub>	-	-	-	-	-	-	-	-
Wald test	p=0,0000		p=0,0000		p=0,0006		p=0,0291	

Allikas: autori arvutused EViews tarkvaras  
 Statistiline olulisus: \*\*\* p<0,01, \*\* p<0,05, \* p<0,1  
 „-“, andmed puuduvad

Eelkõige soovib autor pöörata tähelepanu sellele, et kõrgema analüütikute katmisega vaatlusi ei ole esinenud ei Balti riikide börsidel, ega ka Islandi börsi puhul. Käesoleva töö kontekstis tähendab see, et nendes riikides ei olnud ühtegi ettevõtet, mille kohta oleks andnud oma prognoosi rohkem kui 3 analüütikut. Tulemuste tõlgendusest rääkides peab eelkõige pöörama tähelepanu, et eespool toodud tabelis 9 peegeldatud  $\beta$  koefitsiendi väärtused on alati kõrgemad, kui tabelis 8 esitatud hõredama katmisega vaatluste puhul. Antud asjaolu esineb iga prognoosimishorisondi puhul. See

tähendab, et kõrgema analüütikute katmisega ettevõtete puhul analüütikute prognoosid sisaldavad rohkem informatiivsust, kui kasutatud naiivse juhusliku ekslemise mudeli abil tehtud prognoosid ettevõtte tulevase kasumlikkuse kohta. Sellised tulemused võivad viidata sellele, et aktiivsema analüütikutepoolse ettevõtte katmisega tekib turule rohkem informatsiooni ettevõtte kohta ning analüütikud suudavad peegeldada seda suurema informatsiooni mahu oma prognooside sees. Pöörates tähelepanu  $\beta$  koefitsiendi väärtuse dünaamika peale erinevate prognoosimishorizontide lõikes on taaskord näha, et analüütikute prognoosid sisaldavad oluliselt rohkem informatiivsust just lühiajaliste prognooside korral. Teisest küljest on näha, et ka pikaajaliste prognooside korral analüütikute prognoosid sisaldasid rohkem informatiivsust, kui aegrea mudeli abil ehitatud prognoosid. Sellele viidab  $\beta$  koefitsiendi väärtus, mis ei ole langenud alla 0,5 isegi T+3 prognoosimishorisoni korral. Läbi viidud Wald testi tulemustest on selgelt näha, et iga prognoosimishorisoni korral peaks vastu võtma alternatiivse hüpoteesi, mis tähendab, et  $\beta$  koefitsiendi väärtuserinevad väärtusest 0,5 statistiliselt olulisel määral.

Analüüsides fiktiivsete muutujate väärtusi selgelt on näha, et kõrgema analüütikute katmisega vaatluste puhul esines kokku 3 olukorda, kus fiktiivse muutuja väärtus on osutunud statistiliselt oluliseks. T+1 horisondil selliseks on osutunud Norra riik. Horisondil T+2 on esinenud kokku 2 riiki, millede fiktiivsete muutujate tunnused on osunud statistiliselt olulisteks – Soome ja Norra. Kõik statistiliselt olulised tunnused kannavad taaskord miinusmärki, st võrreldes Rootsi turuga on selliste turgude sõltuv muutuja väiksem. T+3 horisondil kõrgema katmisega ettevõtete puhul ei esinenud ühtegi statistiliselt olulist fiktiivmuutujat, järelkult sellele horisonidile eelnevate tulemuste laiendamine ei ole õigustatud. Fiktiivsete muutujate tunnuste statistilisest olulisusest rääkides väärub mainimist, et tabelis 9 esineb suhteliselt vähe statistiliselt olulisi fiktiivsete muutujate tunnuseid – see kord selliseid oli kokku vaid 25%. Autori hinnangul väärub mainimist ka see, et kõrge katmisega vaatluste puhul on fiktiivsete muutujate tunnused üldjuhul väiksemad, kui need olid hõredama katmisega vaatluste puhul. Nimelt seekord on näha, et ükski fiktiivse muutuja tunnus pole olnud suurem kui 0,15.

Eelnevad tulemused on autori hinnangul vägagi mitmekülgsed. Üks selge järeldus seisneb selles, et hõredama katmise puhul on  $\beta$  koefitsiendi väärtused madalamad, kui samade horisontide kõrgema analüütikute katmisaktiivsuse vaatluste korral. St kõrgema katmisega ettevõtete analüütikutepoolsetes prognoosides esineb rohkem informatiivsust ettevõtte tulevase kasumlikkuse kohta, kui aegrea mudeli poolt tehtud prognooside sees. Samuti on tulemustest selgelt näha, et prognooside ajahorizontide pikenedes  $\beta$  koefitsiendi väärtus langeb järjepidevalt.

St prognooside horisondi pikenemisega prognoosid ettevõtte tulevase tulemuslikkuse kohta sisaldavad endas aina vähem informatiivsust analüütikute poolt tehtud prognoosides, ning aina rohkem informatiivsust naiivse juhusliku ekslemise mudeli poolt tehtud prognoosides. Fiktiivsete muutujate väärtuste tõlgendused antud olukorras on autori hinnangul olnud pigem raskendatud, sest enamuse fiktiivsetest tunnustest ei ole osutunud statistiliselt olulisteks ning konkreetseid välja joonistunud trende statistiliselt olulisteks osutunud tulemustes on olnud pigem vähe selleks, et teha kõikehõlmavaid järeldusi. Huvitav on aga see, et kõik statistiliselt olulisteks osutunud fiktiivsete muutujate tunnused kannavad negatiivset väärtust. See tähendab, et aegrea mudel on eksinud Rootsi börsi noteeritud ettevõtete andmetega väiksemas ulatuses võrreldes reaalse ettevõtete raporteeritud tulemustega, kui aegrea mudelid, mis olid kasutatud prognooside tegemisel teistel vaatluse all olevatel turgudel. Samuti väärrib tähelepanu fakt, et kõrge katmisaktiivsusega vaatluste puhul fiktiivsete muutujate tunnused on olnud üldjuhul väiksemad, kui hõredama katmisaktiivsusega vaatluste puhul.

### **3.3. Järeldused**

Käesoleva magistr töö empiirilise osa raames jõuti mitme järelduseni. Esiteks võib väita, et naiivse juhusliku ekslemise mudeli kasutamise abil loodud lühiajalised prognoosid on olnud selgelt vähem täpsed, kui analüütikute lühiajalised prognoosid NASDAQ OMX Baltikumi ning NASDAQ OMX Põhjamaade börsidel noteeritud ettevõtete puhul. Sellised tulemused viitavad selgelt asjaolule, et nii lihtne aegrea mudel nagu naiivne juhusliku ekslemise mudel pole suuteline hõlmama nii palju informatsiooni, et selle prognoos oleks täpsem, kui analüütikute prognoos lühiajalises perspektiivis.

Teiseks oli näha, et prognooside horisondi pikenemisega analüütiku ja juhusliku ekslemise mudelite täpsuse vahe järjepidevalt väheneb. Baltikumi turul pikaajaliste prognooside korral analüütikud ei ole suutelised ilmtingimata alati tegema statistiliselt oluliselt täpsemaid prognoose, kui aegrea mudeli abil tehtud prognoosid. Nimelt suhtelise prognooside täpsuse meetodi kasutamise korral oli saadud väärtustest näha, et analüütikud on jätkuvalt oma prognoosides täpsemad, kuid t-testi tulemuste kohaselt pidi jääma nullhüpoteesi juurde, mis tähendas, et keskmine suhteline prognooside täpsuse näitaja ei erine oluliselt nullist. Huvitav olukord on tulnud välja ka Põhjamaade turul korjatud pikaajaliste prognooside korral. Nimelt prognoosivea meetodi kasutamisel oli näha, et analüütikute prognooside täpsus on parem, kui aegrea mudeli abil ehitatud

prognooside täpsus, kuid suhtelise prognooside täpsuse meetodi kasutamisel tulemused näitasid selgelt, et T+3 horisondil aegrea mudeli prognoosid on olnud täpsemad. Selline vastandlik olukord tõstatab küsimuse, et kumb prognooside täpsust mõõtev meetod on täpsem ja millist tuleks eelistada.

Eelvalt esitatud tulemused on osaliselt kooskõlas varasemalt läbi viidud uurimustega (Lacina *et al.* 2011; Bradshaw *et al.* 2012), mis näitavad, et just pikaajaliste prognooside korral analüütikute ja aegrea mudeli abil koostatud prognooside vahe ei ole alati ilmtingimata statistiliselt oluline. See omakorda tähendab, et aegridade mudelite kasutamine ettevõtte kasumi prognoosimisel võib olla põhjendatud eelkõige pikaajalise prognoosimise kontekstis, kuid saadavad tulemused sõltuvad sellest milline aegrea mudel kasutusele võetakse ning kuivõrd informatsiooniküllus on kapitaliturg. Autor pöörab siinkohal tähelepanu sellele, et tänasel päeval on olemas arvukalt muid aegridade mudeleid, mida saaks kasutada naiivse juhusliku ekslemise mudelile alternatiivina. Näiteks Lacina *et al.* (2011) kasutasid oma töö raames ka muid juhusliku ekslemise mudeleid, mis olid seotud peamiselt konkreetse kasvutrendiga ning autorid leidsid, et nende kasutamine annab vahest isegi paremaid tulemusi, kui naiivse juhusliku ekslemise mudeli kasutamine. Muid aegridade mudeleid näidati ka Grigaliūnienė (2013) töös. Autori hinnangul kinnitasid käesoleva magistritöö tulemused, et analüütikute pikaajaliste prognooside kasutamine aegrea mudelite abil ehitatud prognooside asemel ei ole lõplikult õigustatud. See omakorda tähendab, et investorid ja teadlased võiksid kaaluda ka aegridade mudelite kasutamist prognooside koostamisel. Veel ühe alternatiivina on võtta kasutusele kombineeritud mudeli, mis sisaldaks nii analüütikute, kui ka statistilise mudeli prognoosi.

Käesoleva magistritöö tulemused näitasid ka seda, et kõrgema analüütikutepoolse katmisega ettevõtete korral on analüütikute prognoosivead pidevalt väiksemad, kui hõredama analüütikutepoolse katmisega ettevõtetel. Selline olukord kehtib alati, vaatamata prognoosimishorisondi pikkusele. Ka need tulemused on kooskõlas varasemalt läbi viidud uuringutega ning peaksid viitama sellele, et ühest küljest turult saadava informatsiooni maht kasvab analüütikute katmise sagedusega ning teisest küljest analüütikutel on kombeks katta ettevõtteid, millede kohta nad on suutelised teha täpsemaid prognoose (Lacina *et al.* 2011). Kõrgema analüütikutepoolse katmise korral analüütikute prognoosid sisaldavad ka rohkem informatiivsust tulevase ettevõtte tulemuslikkuse kohta kui aegrea mudeli prognoosid. Sellele viitab asjaolu, et regressiooni mudeli  $\beta$  koefitsiendi väärtused on sama prognooside horisontide võrdlemisel järjepidevalt kõrgemad just kõrgema katmisega ettevõtete puhul, kui hõredama

katmisega ettevõtete puhul. Selline tulemus viitab selgelt juba eespool mainitud asjaolu peale, et kõrgendatud analüütikutepoolne huvi ettevõtte kohta võimaldab tuua turule rohkem informatsiooni, mis saab peegeldatud just analüütikute prognoosides. Samuti leiab autor, et mõlema katmise sageduse korral, eespoolt mainitud  $\beta$  koefitsient langeb prognooside horisondi pikenemisel, mis tähendab, et kasutatud naiivse juhusliku ekslemise mudel hakkab aina rohkem sisaldama informatiivsust ettevõtete tulevase kasumlikkuse kohta. Samas autor pöörab tähelepanu, et just hõredama katmise korral aegrea mudeli abil tehtud pikaajalised prognoosid sisaldavad rohkem informatiivsust, kui analüütikute prognoosid. Kõrge katmisaktiivsuse korral oli näha ainult  $\beta$  koefitsiendi väärtuse langevat trendi, kuid tulemusena tuli välja, et analüütikute prognoosid sisaldavad jätkuvalt rohkem informatiivsust enda sees, kui aegridade mudelite prognoosid. Antud olukord võib viidata sellele, et pikemate prognoosimishorisontide puhul võib kaaluda aegrea mudeli kasutamist, sest analüütikutepoolne informatsiooniline panus järjest langeb prognoosimishorisondi pikenemisel.

Regressioonimudelid olevate fiktiivsete muutujate väärtused, mis osutusid statistiliselt olulisteks, näitasid selgelt, et kõik need kannavad negatiivset väärtust. See omakorda peaks tähendama, et kasutatud aegrea mudel on eksinud vähem võrreldes reaalsete ettevõtete poolt raporteeritud tulemustega just Rootsi börsil noteeritud ettevõtete korral. Järelikult, teiste riikide korral kasutatud aegrea mudel on näidanud halvemat täpsust võrreldes reaalsete ettevõtete tulemustega. Teisest küljest, kuna statistiliselt oluliseks osutunud fiktiivseid muutujaid oli üsna vähe, ei saa selle baasil teha kõikehõlmavaid järeldusi.

Autori hinnangul on olulisimaks käesoleva töö piiranguks see, et kasutati ainult üht aegrea mudelit. Autori hinnangul oleks huvitav kasutada paralleelselt mitut erinevat aegrea mudelit ning vaadata millist prognoosivea erinevust need näitavad omavahel ja kas mõni neist teeb järjepidevalt täpsemaid prognoose, kui analüütikute prognoosid. Samuti oleks huvitav kasutada prognooside allikana kombineeritud mudelit, mis hõlmaks osaliselt analüütikute prognoosi ning osaliselt aegrea mudeli prognoosi. Sellisel juhul peaks tõenäoliselt aegrea mudeli abil koostatud prognoosidele määrama väiksemat kaalu, kui analüütikute prognoosidele kuna on olemas tõenäosus, et mõned analüütikud kasutavad oma prognooside tegemisel paralleelselt ka aegridade mudeleid. Täiendavaks piiranguks on autori hinnangul antud töös kasutatud andmete ühtlustamise protsess.

Vaatamata läbi viidud analüüsidele ja tehtud järeldustele leiab autor, et käesoleva temaatika uurimisel on olemas piisavalt palju potentsiaali ka tulevaste uurimuste tegemiseks. Nimelt tuleks



kindlasti läbi proovida muid aegriidade mudeleid lisaks tavalisele naiivse juhusliku ekslemise mudelile. Sellisteks võivad olla erinevad juhusliku ekslemise mudeli modifikatsioonid – näiteks juhusliku ekslemise mudel, mis teeb prognoosi võttes arvesse ajaloolise SKP kasvumäära (ehk kasvab sama dünaamikaga, kui SKP kasvumäär vaadeldaval perioodil). Samuti on võimalik Reuters'i andmebaasist välja võtta keskmise analüütikute poolt avaldatud ettevõtte pikaajalise kasvumäära, mida mudel võiks arvesse võtta tulevaste perioodide kasumi prognoosimisel. Viimase soovitusena autor võib välja tuua seda, et huvitav oleks välja võtta andmebaasis olevate ettevõtete kohta turuhinnad ja korrigeerida prognooside vead ja suhteliste prognooside täpsused nende abil paralleelselt samale meetodile, mida kasutati käesoleva magistritöö raames.

## KOKKUVÕTE

Prognooside täpsuse hindamise temaatika on olnud majandusteadlaste uurimise objektiks juba aastakümneid, kuid siiani olid saadud teadustööde raames väga erinevad, mitmekülgsed tulemused. Viimase mainitud asjaolu tõttu ei ole tänase päevani jõutud lõpliku järelduseni, kas on ikka analüütikud suutelised tegema järjepidevalt täpsemaid prognoose, kui statistilised aegrea mudelid. Käesoleva magistritöö eesmärgiks oli hinnata kas ja mil määral on analüütikute kasumiprognosid täpsemad kui naiivse juhusliku ekslemise mudeli abil koostatud kasumiprognosid NASDAQ OMX Baltikumi ja NASDAQ OMX Põhjamaade ja börsidel noteeritud ettevõtete kontekstis.

Magistritöö teoreetilise osa raames sai näidatud, et analüütikud täidavad tänasel päeval olulist informatsiooni vahendaja rolli börsidel noteeritud ettevõtete ja investorite vahel. Analüütik võib mõjutada oma investeerimisraportite koostamise ja levitamise abil investori seisukohti, kui ka ettevõtte juhtkonna käitumist. Erinevad teoreetilised mudelid kinnitavad, et analüütiku initsiatiiv konkreetse ettevõtte kohta investeerimissoovituse edastamisel võib olla seotud potentsiaalsete komisjonitasude teenimisega, olla mõjutatud sellest, kas investorid usaldavad analüütikute soovitusi ning olla vähemalt osaliselt selgitatud erinevate käitumuslike teguritega.

Töö eesmärgi täitmiseks fookuseeriti perioodil 2000-2014 Põhjamaade ja Baltikumi börsidel noteeritud börsiettevõtete kohta tehtud lühiajalistele ning pikaajalistele kasumiprognosidele. Prognooside täpsuste erisuste testimiseks viidi läbi Wilcoxon test ja tavalised t-testid eraldi Põhjamaade ning Baltikumi börsidel noteeritud ettevõtete lõikes ning analüütikute katmissageduse gruppide lõikes. Kasutatud regressioonimudeliga testiti prognooside informatiivsuse mahtu analüütikute ja naiivse juhusliku ekslemise mudeli prognoosides, vaadeldi informatiivsuse mahu seost analüütikutepoolse katmisaktiivsuse ja prognoosimishorisontide lõikes. Viimase sammuna vaadeldi ka aegrea mudeli eksimuse ulatus riigiti (võrreldes Rootsiaga).

Testimise tulemusena leiti, et analüütikud on olnud nii Baltikumis kui Põhjamaades oma lühiajaliste prognooside tegemisel täpsemad kui naiivse juhusliku ekslemise mudel. Seda kinnitasid mõlemad prognooside täpsuse võrdlemiseks kasutatud meetodid. Tulemused pikaajaliste prognooside täpsuse osas olid pigem erinevad ning erinesid nii uuritavate regioonide lõikes, kui ka kasutatud meetodite lõikes. Need tulemused ei ole täielikult kooskõlas hiljuti läbi viidud uurimuste tulemustega kuna varasemalt oli leitud, et pikaajaliste prognooside tegemisel on juhusliku ekslemise mudel analüütikute prognoosidest järjepidevalt täpsem (Bradshaw *et al.* 2012; Lacina *et al.* 2011). Käesoleva töö kontekstis aga oli näha, et aegrea mudeli prognooside täpsus küll järjepidevalt paranes prognoosimishorisoni pikenemisel, kuid samas ei saa lõplikult väita, et aegrea mudeli abil koostatud prognoosid on olnud alati täpsemad. Antud asjaolu põhjuseks võivad olla nii uuritavate turgude erinevused, kui ka kasutatud aegrea mudelite täiuslikkus ning kompleksus.

Ühtlasi selgus, et analüütikute aktiivsema katmise korral kipuvad analüütikute prognoosid olema statistiliselt olulisel määral täpsemad, kui hõredama katmise korral ning sisaldama rohkem informatiivsust ettevõtte tulevase kasumlikkuse kohta kui aegrea mudeli abil ehitatud prognoosid. Aegrea mudelis sisalduva informatsioonilise sisu osakaal on aktiivsema katmisega ettevõtete prognoosides üldjuhul märkimisväärselt väiksem, kuid väärib mainimist, et prognoosimishorizontide pikenemisel analüütikute prognoosidest tulenev informatiivsuse maht järk-järgult kahaneb. Sellised tulemused on kooskõlas ka varasemate uurimuste tulemustega. Riikide võrdluses näitasid tulemused, et võrreldes Rootsi börsil noteeritud ettevõtetega oli Soome, Norra, Eesti ning Islandi börsidel noteeritud ettevõtete näitel kasutatud aegrea mudel eksinud suuremas ulatuses.

Seega võib antud töö tulemusel öelda, et analüütikute roll kasumi prognoosijana on jätkuvalt oluline ning peaks aitama nii investoreid investeerimisotsuste tegemisel, kui ka majandusteadlasi, kes kasutavad analüütikute prognoose teadustööde raames. Seda eriti olukorras, kus keskendutakse lühiajalistele prognoosidele horisonidiga kuni 2 aastat või kõrge analüütikutepoolse katmissagedusega ettevõtetele. Selline asjaolu kinnitab seisukohti, et analüütikud võivad pidevalt täiendada oma eelmisi prognoose ning sedasi aegrea mudel, jäädes oma algsete prognooside juurde, ei saa olla analüütikute prognoosidest täpsem. Teisest küljest on autori hinnangul oluline meeles pidada, et analüütikud võivad oma prognooside loomise ajal kasutada kombineerituna nii enda poolt tehtud prognoose, kui ka erinevate aegridade mudelite abil ehitatud prognoose ehk sedasi parandada oma prognooside tulemuslikkust. Pikaajaliste tulemuste prognooside täpsust

tuleb autori hinnangul kindlasti uurida ka edaspidi kuna käesoleva magistritöö raames saadud tulemused on olnud üsna erinevad ja vahest isegi vastuolulised.

## VIIDATUD ALLIKAD

- Albrecht, S. W., Lookabill, L. L., & McKeown, J. C. (1977). The Time-Series Properties of Annual Earnings. *Journal of Accounting Research*, 15(2), 226-244.
- Alford, A. W., & Berger, P. G. (1999). A Simultaneous Equations Analysis of Forecast Accuracy, Analyst Following, and Trading Volume. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 219-240.
- Allee, K. D. (27. December 2011. a.). *Estimating the Equity Risk Premium with Time-Series Forecasts of Earnings*. Allikas: SSRN:  
[https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=1600749](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1600749)
- Amir, E., & Ganzach, Y. (1998). Overreaction and Underreaction in Analysts' Forecasts. *Journal of Economic Behaviour and Organization*, 37, 333-347.
- Arya, A., & Mittendorf, B. (2007). The interaction among disclosure, competition between firms, and analyst following. *Journal of Accounting and Economics*, 43, 321-339.
- Azzi, S., Bird, R., Ghiringhelli, P., & Rossi, E. (2006). Biases and Information in Analysts' Recommendations: The European Experience. *Journal of Asset Management*, 6(5), 345-380.
- Ball, R. T., & Ghysels, E. (2017). Automated Earnings Forecasts: Beat Analysts or Combine and Conquer? *Management Science*, 1-17.
- Ball, R., & Brown, P. (1968). An Empirical Evaluation of Accounting Income Numbers. *Journal of Accounting Research*, 6(2), 159-178.
- Barber, B., Lehavy, R., McNichols, M., & Trueman, B. (2001). Can Investors Profit from the Prophets? Security Analyst Recommendations and Stock Returns. *The Journal of Finance*, 56(2), 531-563.
- Bhat, G., Hope, O.-K., & Kang, T. (2006). Does Corporate Governance Transparency affect the Accuracy of Analyst Forecasts? *Accounting & Finance*, 46(5), 715-732.
- Bradshaw, M. T., Drake, M. S., Myers, J. N., & Myers, L. A. (2012). A re-examination of analysts' superiority over time-series forecasts of annual earnings. *Review of Accounting Studies*, 17(4), 944-968.
- Brauer, M., & Wiersema, M. (2018). Analyzing Analyst Research: A Review of Past Coverage and Recommendations for Future Research. *Journal of Management*, 44(1), 218-248.
- Brown, L. D. (1993). Earnings forecasting research: its implications for capital markets research. *International Journal of Forecasting*, 9(3), 295-320.

- Brown, L. D. (1997). Analysts forecasts errors: Additional evidence. *Financial Analysts Journal*, 53, 81-88.
- Brown, L. D., Hagerman, R. L., Griffin, P. A., & Zmijewski, M. E. (1987). An evaluation of alternative proxies for the market's assessment of unexpected earnings. *Journal of Accounting and Economics*, 9(2), 159-193.
- Burgstahler, D. C., & Eames, M. J. (2003). Earnings Management to Avoid Losses and Earnings Decreases: Are Analysts Fooled? *Contemporary Accounting Research*, 20(2), 253-294.
- Capstaff, J., & Paudyal Rees, K. W. (1998). Analysts' Forecasts of German Firms' Earnings: a Comparative Analysis. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 9(2), 83-116.
- Cen, L., Hilary, G., & Wei, J. K. (2013). The Role of Anchoring Bias in the Equity Market: Evidence from Analysts' Earnings Forecasts and Stock Returns. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 48(1), 47-76.
- Coën, A., Desfleurs, A., & L'Her, J.-F. (2009). International evidence on the relative importance of the determinants of earnings forecast accuracy. *Journal of Economics and Business*, 61(6), 453-471.
- Collins, W. A., & Hopwood, W. S. (1980). A Multivariate Analysis of Annual Earnings Forecasts Generated from Quarterly Forecasts of Financial Analysts and Univariate Time-Series Models. *Journal of Accounting Research*, 18(2), 390-406.
- Conrad, J., Cornell, B., Landsman, W. R., & Rountree, B. R. (2006). How Do Analyst Recommendations Respond to Major News? *Journal of Finance and Quantitative Analysis*, 41(1), 25-49.
- Damodaran, A. (2002). *Investment Valuation : Tools and Techniques for Determining the Value of Any Asset*. New York: John Wiley & Sons.
- Dechow, P. M., Hutton, A. P., & Sloan, R. G. (2000). The Relation Between Analysts' Forecasts of Long-Term Earnings Growth and Stock Price Performance Following Equity Offerings. *Contemporary Accounting Research*, 17(1), 1-32.
- DeFond, M. L., & Hung, M. (2003). An empirical analysis of analysts' cash flow forecasts. *Journal of Accounting and Economics*, 35(1), 73-100.
- Dunn, K., & Nathan, S. (July 1998. a.). *The Effect of Industry Diversification on Consensus and Individual Analysts' Earnings Forecasts*. Kasutamise kuupäev: 10. March 2018. a., allikas SSRN: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=102908](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=102908)
- Eames, M., & Kim, Y. (2012). Analyst Vs. Market Forecasts of Earnings Management to Avoid Small Losses. *Journal of Business Finance & Accounting*(39), 649-674.
- Easton, P. D., & Sommers, G. A. (2007). Effect of Analysts' Optimism on Estimates of the Expected Rate of Return Implied by Earnings Forecasts. *Journal of Accounting Research*, 45(5), 983-1015.

- Fama, E. F. (1965). Random Walks in Stock Market Prices. *Financial Analysts Journal*, 51(1), 55-59.
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Market: A Review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- Fried, D., & Givoly, D. (1982). Financial analysts' forecasts of earnings: A better surrogate for market expectations. *Journal of Accounting and Economics*, 4(2), 85-107.
- Grigaliūnienė, Ž. (2013). Time-Series Models Forecasting Performance in the Baltic Stock Market. *Organizations and Markets in Emerging Economies*, 4(1), 104-120.
- Groysberg, B., Healy, P., & Chapman, C. (2008). Buy-Side vs. Sell-Side Analysts' Earnings Forecasts. *Financial Analysts Journal*, 64(4), 25-39.
- Hayes, R. M. (1998). The Impact of Trading Commission Incentives on Analysts' Stock Coverage Decisions and Earnings Forecasts. *Journal of Accounting Research*, 36(2), 299-320.
- Hong, H., & Kubrik, J. (2003). Analyzing the Analysts: Career Concerns and Biased Earnings Forecasts. *Journal of Finance*, 58(1), 313-351.
- Hutton, A. P., Lee, L. F., & Shu, S. Z. (2012). Do Managers Always Know Better? The Relative Accuracy of Management and Analyst Forecasts. *Journal of Accounting Research*, 50(5), 1217-1244.
- Jaauuaris 2018 hakkas kehtima uus finantsturgude regulatsioon MiFID II.* (Jaanuar 2018. a.). Allikas: Finantsinspeksioon: <https://www.fi.ee/index.php?id=22165>
- Jacob, J., Lys, T. Z., & Neale, M. A. (1999). Expertise in forecasting performance of security analysts. *Journal of Accounting and Economics*, 28(1), 51-82.
- Kaevats, J. (2013). Analüütikute Soovitusi Järgivate Investeerimisstrateegiate Kasumlikkus Eestis Tegutsevate Analüütikute Näitel. Tartu.
- Kinney, W., Burgstahler, D., & Roger, M. (2002). Earnings Surprise "Materiality" as Measured by Stock Returns. *Journal of Accounting Research*, 40(5), 1297-1329.
- Kross, W., Ro, B., & Schroeder, D. (1990). Earnings Expectations: The Analysts' Information Advantage. *The Accounting Review*, 65, 461-476.
- Kruschwitz, L., & Loeffler, A. (2005). *Discounted cash flow : a theory of the valuation of firms.* John Wiley & Sons Ltd.
- Lacina, M., Lee, B. B., & Xu, R. Z. (2011). An Evaluation of Financial Analysts and Naive Methods in Forecasting Long-Term Earnings. (K. D. Lawrence, & R. K. Klimberg, Toim-d) *Advances in Business and Management Forecasting*, 8, 77-101.
- Lieberman, M., & Asaba, S. (2006). Why do firms imitate each other? *Academy of Management Review*, 31(2), 366-385.
- Lim, T. (2001). Rationality and analysts' forecast bias. *The Journal of Finance*, 56(1), 369-385.

- Marsden, A., Veeraraghavan, M., & Ye, M. (2008). Heuristics of Representativeness, Anchoring and Adjustment, and Leniency: Impact on Earnings' Forecasts by Australian Analysts. *Quarterly Journal of Finance and Accounting*, 47(2), 83-102.
- McNichols, M., & O'Brien, P. C. (1997). Self-Selection and Analyst Coverage. *Journal of Accounting Research*, 35, 167-199.
- Mikhail, M. B., Walther, B. R., & Willis, R. H. (1995). Do Security Analysts Improve Their Performance with Experience? *Journal of Accounting Research*, 35, 131-157.
- Morgan, J., & Stocken, P. C. (2003). An Analysis of Stock Recommendations. *The RAND Journal of Economics*, 34(1), 183-203.
- O'Brien, P. C. (1988). Analysts' forecasts as earnings expectations. *Journal of Accounting and Economics*, 10(1), 53-83.
- Palepu, K. G., & Healy, P. M. (2013). *Business Analysis & Valuation: Using Financial Statements*. Mason (Ohio): South-Western Cengage Learning.
- Rey, D., & Neuhäuser, M. (2011). *International Encyclopedia of Statistical Science*. (M. Lovric, Toim.) Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Schipper, K. (1991). Analysts' Forecasts. *Accounting Horizons*, 5(4), 105-121.
- Stafford, P. (September 2017. a.). *What is Mifid II and how will it affect EU's financial industry?* Allikas: Financial Times: <https://www.ft.com/content/ae935520-96ff-11e7-b83c-9588e51488a0>
- Stewart, T. R., & Lusk, C. M. (1994). Seven Components of Judgmental Forecasting Skill: Implications for Research and the Improvement of Forecasts. *Journal of Forecasting*, 13, 579-599.
- Stickel, S. (1992). Reputation and Performance Among Security Analysts. *The Journal of Finance*, 47(5), 1811-1836.
- Trueman, B. (1994). Analyst Forecasts and Herding Behavior. *The Review of Financial Studies*, 7(1), 97-124.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science*, 185(4157), 1124-1131.
- Vaarmets, T. (2010). Eesti aktsiaanalüütikute prognooside täpsus ja seda mõjutavad tegurid. Tallinn.
- Washburn, M., & Bromiley, P. (2014). Managers and analysts: An examination of mutual influence. *Academy of Management Journal*, 57, 849-868.
- Watts, R. L., & Leftwich, R. W. (1977). The Time Series of Annual Accounting Earnings. *Journal of Accounting Research*, 15(2), 253-271.
- Yen, G., & Lee, C.-f. (2008). Efficient Market Hypothesis (EMH): Past, Present and Future. *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, 11(2), 305-329.



## **SUMMARY**

### **ACCURACY OF ANALYSTS' EARNINGS FORECASTS IN THE CONTEXT OF NASDAQ OMX BALTIC AND NASDAQ OMX NORDIC LISTED COMPANIES**

Maksim Miruškov

The accuracy of analysts' earnings forecasts is relatively widely investigated since the appearance of Ball and Brown (1968) article. Historically there has been high interest in understanding how accurate are the earnings forecasts prepared by financial analysts. The accuracy of analysts' forecasts is often compared with forecasts prepared by using time series models and the results have remained contradictory. Some researchers suggest that time series models cannot be as accurate as analysts' forecasts due to informational and timing advantage (Brown *et al.* 1987; Fried, Givoly 1982; Hutton *et al.* 2012). Others find that analysts tend to prepare inaccurate forecasts due to different cognitive biases, especially when preparing long-term forecasts (e.g. over 2 years ahead) and in cases when there is a sparse analyst coverage (Easton, Sommers 2007; Lacina *at al.* 2011).

It can be assumed that controversial results of previous studies are affected by the nature of companies and markets. According to the authors' knowledge, as of today the accuracy of time series models in preparing forecasts has been investigated by Grigaliūnienė (2013) in the context of NASDAQ OMX Baltic stock exchanges but has not been investigated across NASDAQ OMX Nordic stock exchanges. The strategy of following investment advice provided by sell-side analysts has been investigated in the context of Baltic markets (Kaevats 2013) and in the context of Estonian capital markets Vaarmets (2010) has investigated the problems related to the accuracy of the net profit and revenue forecasts made by Estonian sell-side analysts. The necessity of writing this Masters' thesis is based on the fact that analysts' forecasts are used by a relatively wide audience including investors, who use investment research to make an investment decision, as well as others groups, for example scientists, who use forecasts prepared by analysts in their research papers. Therefore, it is still important to understand how valuable can the forecasts prepared by

financial analysts be and whether it is justified to consider analyst forecasts as overall expectations of financial markets.

The aim of this thesis is to determine whether and to what extent analysts' earnings forecasts are more accurate than forecasts made by using naïve random walk model in the context of NASDAQ OMX Baltic and NASDAQ OMX Nordic listed companies. To achieve this aim, author attempts to answer to the following three questions:

- Are analysts' short-term earnings forecasts more accurate than forecasts, which were created using naïve random walk model? To what extent?
- Are analysts' long-term earnings forecasts more accurate, than forecasts, which were created using naïve random walk model? To what extent?
- Is there any statistically significant association between the coverage extent of listed companies and the analysts' earnings forecast accuracy?

The thesis was divided into 3 chapters. The first chapter comprises of theoretical and empirical background. The first chapter is divided by three sub-chapters. In the first sub-chapter there are discussed different ways of forecasting share price, described the role and importance of forecasting in the context of modern financial markets as well as the role of analysts in forecasts creation and distribution process. The second sub-chapter concentrates on different theoretical models about analysts' earnings forecasts. Those models are describing mistakes and different behavioural aspects, which can explain driving initiatives of analysts while preparing forecasts. In the third sub-chapter there are described factors, which influence the accuracy of analysts' forecasts e.g. role of different skills, horizon of forecasts etc. At the end of the third sub-chapter there is reflected an overview of researches which are touching the topic of accuracy of analysts' earnings forecasts comparing with accuracy of forecasts made by using time-series models.

The second chapter concentrated on the data and methodology. All used data was collected from Thomson Reuters Eikon database. The sample covered 2000-2014. The final sample consisted of 686 companies and around 14300 forecasts. The sample was later distributed across 4 groups. The base of the distribution was the horizon of forecasts – i.e. depending on how far forward-looking was the analyst-prepared forecast. In the context of the thesis both short- and long-term forecasts were of interest. Short-term forecasts were those, which were made by the end of the base year (the year, when the forecast has been released) and for the next year coming after the base year

(those were labeled as T+0 and T+1 forecasts). Long-term forecasts were those, which were prepared 2 and 3 years ahead (labelled as T+2 and T+3 forecasts, respectively). The sub-samples across the forecasts horizons consisted of the following number of observations: 4862 forecasts under T+0 horizon, 4334 forecasts under T+1 horizon, 3752 forecasts under T+2 horizon and 1321 forecasts under T+3 horizon. The accuracy of analysts' and time series forecasts were calculated using forecast error deflated by EPS and relative forecast accuracy methods. Statistical significance was tested using Wilcoxon test as well as t-tests. Regression model was used to check the amount of information content across the forecasts prepared by analysts and naïve random walk model. In the regression model dummy variables were used to check the forecast error arising from naïve random walk model compared to actually reported results. Significance of dependent variable value was tested using Wald-test.

The third chapter presented the results. It was found that short-term forecasts prepared by analysts were always much more accurate than those from naïve random walk model across both Baltics and Nordic regions (in line with previous research). Mixed results were received for long-term forecasts and these depended on the market as well as implemented method for measuring forecast accuracy (not fully compliant with previous studies). Despite the mixed nature of results, the author is convinced that forecasts prepared by using time series models can be implemented, because their forecast error was decreasing together with forecasting horizon increase.

In case of high analysts' coverage, the analyst forecasts were more accurate than in case of low analyst coverage. More information content was also being presented in analysts' forecasts when there was high analyst coverage. The information content of analysts' forecasts was consistently decreasing with longer forecast horizon reflecting the fact that analysts were losing informational advantage for long-term forecasts. These results were consistent with results from previous studies.

In sum, the role of analysts in preparing short-term forecasts is still important and should help both investors and researchers. Still, the time series forecasts prove to be also reliable especially at longer forecast horizons and using those should be considered as well.

## LISAD

Lisa 1. Kogu valimi kirjeldav statistika prognoosivea näitaja kohta

	T+0		T+1		T+2		T+3	
	Analüütik	Mudel	Analüütik	Mudel	Analüütik	Mudel	Analüütik	Mudel
Keskmine	0,2846	0,4985	0,4437	0,5775	0,4882	0,6134	0,4765	0,5956
Standardviga	0,0047	0,0052	0,0054	0,0054	0,0057	0,0058	0,0093	0,0097
Mediaan	0,1327	0,4188	0,3237	0,5582	0,4106	0,6310	0,4033	0,5874
Mood	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
Standardhälve	0,3276	0,3602	0,3563	0,3569	0,3485	0,3545	0,3397	0,3517
Miinumum	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Maksimum	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
N	4862	4862	4334	4334	3752	3752	1321	1321

Allikas: autori koostatud

**Lisa 2. Kogu valimi kirjeldav statistika suhtelise prognooside täpsuse näitaja kohta**

	<b>T+0</b>	<b>T+1</b>	<b>T+2</b>	<b>T+3</b>
Keskmine	-0,2973	-0,1373	-0,0322	0,0544
Standardviga	0,0064	0,0081	0,0096	0,0163
Mediaan	-0,1954	-0,1259	-0,0778	-0,0437
Mood	-1,0000	-1,0000	1,0000	1,0000
Standardhälve	0,4459	0,5356	0,5899	0,5939
Miinumum	-1,0000	-1,0000	-1,0000	-1,0000
Maksimum	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
N	4862	4334	3752	1321

Allikas: autori koostatud

**Lisa 3. Põhjamaade riikide valimi kirjeldav statistika prognoosivea näitaja kohta**

	<b>T+0</b>		<b>T+1</b>		<b>T+2</b>		<b>T+3</b>	
	<b>Analüütik</b>	<b>Mudel</b>	<b>Analüütik</b>	<b>Mudel</b>	<b>Analüütik</b>	<b>Mudel</b>	<b>Analüütik</b>	<b>Mudel</b>
Keskmine	0,2841	0,4984	0,4437	0,5774	0,4897	0,6149	0,4796	0,5957
Standardviga	0,0048	0,0052	0,0055	0,0055	0,0057	0,0058	0,0095	0,0098
Mediaan	0,1321	0,4187	0,3235	0,5580	0,4122	0,6323	0,4050	0,5874
Mood	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
Standardhälve	0,3279	0,3599	0,3561	0,3561	0,3487	0,3535	0,3402	0,3506
Miinumum	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Maksimum	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
N	4762	4762	4262	4262	3691	3691	1293	1293

Allikas: autori koostatud

**Lisa 4. Põhjamaade riikide valimi kirjeldav statistika suhtelise prognooside täpsuse näitaja kohta**

	<b>T+0</b>	<b>T+1</b>	<b>T+2</b>	<b>T+3</b>
Keskmine	-0,2984	-0,1366	-0,0317	0,0593
Standardviga	0,0064	0,0082	0,0097	0,0165
Mediaan	-0,1964	-0,1263	-0,0792	-0,0422
Mood	-1,0000	-1,0000	1,0000	1,0000
Standardhälve	0,4448	0,5357	0,5895	0,5930
Miinumum	-1,0000	-1,0000	-1,0000	-1,0000
Maksimum	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
N	4762	4262	3691	1293

Allikas: autori koostatud

**Lisa 5. Baltikumi riikide valimi kirjeldav statistika prognoosivea näitaja kohta**

	<b>T+0</b>		<b>T+1</b>		<b>T+2</b>		<b>T+3</b>	
	<b>Analüütik</b>	<b>Mudel</b>	<b>Analüütik</b>	<b>Mudel</b>	<b>Analüütik</b>	<b>Mudel</b>	<b>Analüütik</b>	<b>Mudel</b>
Keskmine	0,3110	0,5030	0,4463	0,5871	0,4012	0,5180	0,3350	0,5900
Standardviga	0,0313	0,0374	0,0438	0,0481	0,0423	0,0520	0,0544	0,0767
Mediaan	0,1711	0,4402	0,3466	0,6216	0,3321	0,4118	0,1927	0,4832
Mood	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	-	1,0000
Standardhälve	0,3127	0,3737	0,3714	0,4080	0,3307	0,4063	0,2879	0,4057
Miimum	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0000	0,0044
Maksimum	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
N	100	100	72	72	61	61	28	28

Allikas: autori koostatud



**Lisa 6. Baltikumi riikide valimi kirjeldav statistika suhtelise prognooside täpsuse näitaja kohta**

	<b>T+0</b>	<b>T+1</b>	<b>T+2</b>	<b>T+3</b>
Keskmine	-0,2464	-0,1779	-0,0675	-0,1731
Standardviga	0,0493	0,0624	0,0787	0,1133
Mediaan	-0,1362	-0,0677	0,0187	-0,2483
Mood	-1,0000	-1,0000	-1,0000	-1,0000
Standardhälve	0,4935	0,5296	0,6148	0,5998
Miinumum	-1,0000	-1,0000	-1,0000	-1,0000
Maksimum	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
N	100	72	61	28

Allikas: autori koostatud